

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE EN TECHNOLOGIE DE LA SANTÉ
M.Eng.

PAR
Youssef OUAKRIM

CLASSIFICATION DE SUJETS ASYMPTOMATIQUES ET GONARTHROSIQUES
EN FONCTION DES DONNÉES CINÉMATIQUES :
COMPARAISON DE L'APPROCHE GLOBALE ET DE L'APPROCHE LOCALE

MONTREAL, LE 24 OCTOBRE 2011



Youssef Ouakrim, 2011



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

Mme Neila Mezghani, directrice de mémoire
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

Mr Jacques A. de Guise, codirecteur de mémoire
Département de génie de la construction automatisée à l'École de technologie supérieure

Mme Nicola Hagemeister, présidente du jury
Département de génie de la construction automatisée à l'École de technologie supérieure

M. Dany Gagnon du membre du jury, examinateur externe
Laboratoire de Pathokinésiologie; centre de recherche interdisciplinaire en réadaptation (CRIR) du Montréal métropolitain. Institut de réadaptation Gingras-Lindsay de Montréal.

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 28 SEPTEMBRE 2011

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

L'accomplissement de ce travail aurait été impossible sans l'appui et la participation directe ou indirecte de plusieurs personnes. J'aimerais leur exprimer ma gratitude.

Je tiens tout d'abord à exprimer toute ma reconnaissance à mes deux directeurs de thèse, Dre Neila Mezghani et Dr Jacques de Guise, pour m'avoir accueilli au laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO), puis pour m'avoir dirigé tout au long de mon travail. Leurs conseils précieux et éclairés, ainsi que leur soutien et encouragements, ont su rendre ce travail très enrichissant sur plusieurs aspects.

Je tiens également à remercier Prof Nicola Hagemester et Prof Danny Gagnon d'avoir accepté d'évaluer mon travail.

Un sincère merci à Mr Ali Meghoufel, Mr Ramnada Chav, Mr Alex Fuentes, Mr Gerald Parent, Mr Benoit Godbout en fin et non pas finalement Mme Brigitte Dubreuil. Merci à vous tous de m'avoir guidé tout au long de mon projet de maîtrise. Vos soutiens continus, vos conseils judicieux, vos encouragements, vos expériences et vos qualités humaines m'ont donné la motivation nécessaire pour accomplir ce projet.

Je remercie tous les membres de l'équipe du LIO pour la bonne ambiance de travail.

Je remercie ma famille pour ses sacrifices et son encouragement physique et morale.

De tout cœur, merci à tous!

CLASSIFICATION DE SUJETS ASYMPTOMATIQUES ET GONARTHROSIQUES EN FONCTION DES DONNÉES CINÉMATIQUES : COMPARAISON DE L'APPROCHE GLOBALE ET DE L'APPROCHE LOCALE

Youssef OYAKRIM

RÉSUMÉ

La présente étude a pour but de développer une méthode de classification automatique des sujets asymptomatiques (AS) et des sujets gonarthrosiques (OA) en se basant sur leurs données cinématique globales et locales lors d'un cycle de marche normale.

Quatorze participants asymptomatiques et 30 patients gonarthrosiques (regroupés en deux groupes de sévérité de la gonarthrose selon l'échelle de Kellgren & Lawrence (KL), 16 avec un degré de sévérité dite légère et 14 avec un niveau de sévérité certain ou évolué) ont participé à cette étude. Le système de classification développé se décompose en trois modules: 1- Module d'acquisition des données cinématiques (adduction-abduction, flexion-extension et rotation interne-externe) à l'aide d'un exosquelette placé sur l'articulation du genou ; 2- Module d'extraction des caractéristiques selon deux approches, globale et locale. L'approche globale consiste à caractériser les données cinématiques en leur totalité tout en cherchant le sous-cycle du signal cinématique le plus discriminant tandis que l'approche locale caractérise les données cinématique par des points d'intérêts. 3- Module classification se fait par deux niveaux d'ordre hiérarchiques, une première classification pour discriminer les sujets AS des OA, et une autre classification pour ressortir les grades de sévérité des sujets OA selon deux groupe ($OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$). Le système de classification utilisé se base sur la méthode des sous-espaces en utilisant la décomposition en valeur singulière (SVD).

Les résultats de classification obtenus montrent que le signal cinématique d'adduction-abduction est le plus discriminant pour les deux approches globales et locales. Le taux de classification des représentations globales des sujets AS et OA est de 93,18%, et de 93,33% entre $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. Alors que le taux de classification des représentations locales entre les sujets AS et OA est de 77,27% et de 83,33% entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

Pour conclure, les données cinématiques globales d'adduction-abduction permettent une meilleure classification hiérarchique entre les sujets AS et OA en premier lieu et entre les grades des sujets OA ($OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$) en deuxième lieu.

Mots-clés : Gonarthrose, asymptomatique, genou, biomécanique, cinématique, cycle de marche, classification, adduction-abduction.

**CLASSIFICATION DE SUJETS ASYMPTOMATIQUES ET GONARTHROSIQUES
EN FONCTION DES DONNÉES CINÉMATIQUES :
COMPARAISON DE L'APPROCHE GLOBALE ET DE L'APPROCHE LOCALE**

Youssef OUAKRIM

ABSTRACT

This study is aimed at developing a way to automatically classify asymptomatic subjects (AS) and osteoarthritic subjects (OA) based on global and local kinematic data obtained during one normal walking cycle.

Fourteen asymptomatic participants and 30 osteoarthritic patients (divided into two groups according to the severity of their disease, based on the Kellgren & Lawrence (KL) scale: 16 mild cases, and 14 advanced cases) took part in this study. The classification system developed consists of three modules: 1- a module for kinematic data acquisition (adduction-abduction, flexion-extension, and internal-external rotation) by means of an exoskeleton placed over the knee joint; 2- a module for extracting the characteristics of the data using two approaches, global and local. The global approach characterizes all the kinematic data, seeking the most discriminating subcycle of the kinematic signal, while the local approach characterizes the kinematic data by points of interest; and 3- a module for data classification in two hierarchical levels, one to discriminate AS subjects from OA patients, and the other to sort the severity of the disease of the OA patients into two groups ($OA_{KL1,2}$ and $OA_{KL3,4}$). The classification system selected is based on a subspace method, using singular value decomposition (SVD).

The classification results obtained show that the adduction-abduction kinematic signal is the most discriminating for both the global and the local approach. The rate of classification of the global representations of the AS subjects and OA patients is 93.18%, and 93.33% between $OA_{KL1,2}$ and $OA_{KL3,4}$. The rate of classification of the local representations between the AS subjects and the OA patients is 77.27%, and 83.33% between the $OA_{KL1,2}$ and $OA_{KL3,4}$ patients.

In conclusion, a better hierarchical classification between the AS subjects and the OA patients, and between the degrees of severity of the disease in the OA patients ($OA_{KL1,2}$ and $OA_{KL3,4}$), is achieved with the global adduction-abduction kinematic data.

Keywords : Osteoarthritis, asymptomatic, knee, biomechanics, kinematics, gait cycle, classification, adduction-abduction.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 ANATOMIE DU GENOU	3
1.1 Introduction	3
1.2 Anatomie du genou	3
1.2.1 Le fémur	5
1.2.2 Le tibia	7
1.2.3 La rotule	8
1.2.4 Le cartilage articulaire	8
1.2.5 Le ménisque	10
1.3 La gonarthrose	11
1.3.1 Différents types de la gonarthrose	13
1.3.2 Les principaux facteurs de l'apparition de la gonarthrose	14
1.3.2.1 L'âge et le sexe	14
1.3.2.2 L'obésité	16
1.3.2.3 Les traumatismes	17
1.3.2.4 Le sport	18
1.3.2.5 La génétique	18
1.3.2.6 Alignement des membres inférieurs	19
1.3.3 Diagnostic de la gonarthrose	21
1.3.3.1 Diagnostic par un médecin	21
1.3.3.2 Diagnostic par plusieurs modalités d'imagerie	22
1.3.3.3 Questionnaire	25
1.4 Conclusion	27
CHAPITRE 2 LA BIOMÉCANIQUE DU GENOU	29
2.1 Introduction	29
2.2 Cycle de marche	29
2.2.1 Phase d'appui	31
2.2.1 Phase d'envol	33
2.3 La cinématique du genou	34
2.3.1 Axes rotationnels du genou	34
2.3.2 La flexion-extension du genou	36
2.3.3 Rotation interne-externe du genou	38
2.3.4 Adduction-abduction du genou	39
2.4 Acquisition des données cinématiques du genou	40
2.5 Conclusion	41
CHAPITRE 3 LA CLASSIFICATION	43
3.1 Introduction	43
3.2 La classification de formes	45

3.2.1	Le prétraitement des données	45
3.2.2	Sélection des caractéristiques	45
3.2.3	La classification	46
3.2.3.1	La classification supervisée	47
3.2.3.2	La classification non supervisée	53
3.2.3.3	Évaluation d'un classificateur	54
3.3	La réduction des données	58
3.4	La classification de données biomécaniques du genou	59
3.5	Conclusion	63
CHAPITRE 4 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ET OBJECTIFS DU MÉMOIRE		65
4.1	Problématique de recherche	65
4.2	Hypothèses	65
4.3	Objectifs de la recherche	66
CHAPITRE 5 MÉTHODOLOGIE		67
5.1	Introduction	67
5.2	Base de données	67
5.3	Filtrage	72
5.4	Échantillonnage	72
5.5	Sélection des cycles	72
5.6	Organigramme	75
5.7	La classification	76
5.7.1	Définition de la décomposition en valeur singulière	76
5.7.2	La projection sur une base orthonormée	78
5.7.3	Système de classification	79
5.7.4	L'algorithme du classificateur	83
5.7.5	Explication graphique du classificateur	85
5.8	La sélection des caractéristiques	88
5.8.1	Sélection des caractéristiques des représentations globales	89
5.8.2	Sélection des caractéristiques des représentations locales	91
5.9	Évaluation du classificateur	94
5.9.1	Taux de classification	94
5.9.2	Matrice de confusion	95
5.9.3	Validation du classificateur	95
5.10	Conclusion	96
CHAPITRE 6 RÉSULTATS		97
6.1	Introduction	97
6.2	Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques	97
6.2.1	Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques des sujets AS et OA	98
6.2.2	Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques des sujets OA _{KL1,2} et OA _{KL3,4}	103
6.2.3	Matrice de confusion	109

6.3	Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques	111
6.3.1	Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques des sujets AS et OA	111
6.3.2	Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques des sujets OA _{KL1,2} et OA _{KL3,4}	112
DISCUSSION ET CONCLUSION		115
ANNEXE I	AUTOMATIC CLASSIFICATION OF ASYMPTOMATIC AND OSTEOARTHRITIS SUBJECTS BASED ON KINEMATIC DATA OF THE KNEE	119
BIBLIOGRAPHIE		121

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	L'arthrose : approche diagnostique et thérapeutique.....21
Tableau 1.2	Les 24 questions de l'index du <i>WOMAC</i>26
Tableau 2.1	La période de contact du pied au sol.....31
Tableau 2.2	Les différents mouvements de flexion-extension du genou durant un CM normal.....38
Tableau 2.3	Les principaux facteurs anatomiques en rapport avec le mouvement de rotation interne-externe du genou.....39
Tableau 3.1	Présentation de la matrice de confusion de deux groupes55
Tableau 3.2	Résumé de la revue de littérature62
Tableau 5.1	Critères radiologiques selon l'échelle de Kellgren et Lawrence (KL)70
Tableau 5.2	Les sujets, leur nomination et le nombre de participants de la base de données71
Tableau 5.3	Les caractéristiques démographiques et vitesse de marche des sujets AS et OA71
Tableau 5.4	Regroupement des bases de notre base de données.....87
Tableau 5.5	Les caractéristiques de l'approche locale91
Tableau 5.6	Les matrices de confusion des deux niveaux de classification AS/OA et $OA_{KL1,2}/OA_{KL3,4}$95
Tableau 6.1	Taux de classification des signaux cinématiques des sujets AS et OA.98
Tableau 6.2	Taux de classification des signaux cinématiques des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$104
Tableau 6.3	La matrice de confusion des résultats de la classification du signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets AS et OA109
Tableau 6.4	La matrice de confusion des résultats de la classification du signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$...110

Tableau 6.5	Les combinaisons des caractéristiques locales les plus discriminantes des sujets AS/OA.....	112
Tableau 6.6	Les combinaisons des caractéristiques locales les plus discriminantes des sujets $OA_{KL1,2}/OA_{KL3,4}$	113

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Coupe sagittale de l'articulation genou.4
Figure 1.2	Le fémur (a) vue antérieure et (b) vue postérieure.6
Figure 1.3	Tibia et fibula de la jambe droite : vue antérieure (à gauche) et vue postérieure (à droite).....7
Figure 1.4	La rotule : vue antérieure (à gauche) et vue postérieure (à droite).....8
Figure 1.5	Le cartilage articulaire.9
Figure 1.6	Le cartilage articulaire.10
Figure 1.7	Le ménisque – Vue supérieure du genou droit.11
Figure 1.8	Genou sain et genou gonarthrosique.12
Figure 1.9	Diagramme des sujets atteints d'arthrose dans les articulations périphériques. L'arthrose du genou touche 48 % des sujets.....12
Figure 1.10	Prévalence autodéclarée et nombre de sujets souffrant d'arthrite ou de rhumatisme selon l'âge et le sexe, personnes à domicile de 15 ans et plus, Canada, 2000.15
Figure 1.11	Nombre de sujets souffrant d'arthrite ou de rhumatisme selon l'âge et le sexe, personnes à domicile de 15 ans et plus, Canada, 2000.....16
Figure 1.12	Centre de gravité du corps humain dans deux positions : debout (gauche) exerce une pression sur les membres inférieurs et fléchie (droite).17
Figure 1.13	Illustration de trois types de désalignement autour du genou dans le plan frontal et de leur effet sur les os des membres inférieurs. Alignement normal (a), alignement varus (b), et alignement valgus (c).....20
Figure 1.14	Deux images radiologiques du genou. À gauche, la radiographie montre le compartiment fémoro-tibial en bonne santé, tandis que la radiographie de droite montre un rétrécissement de l'espace articulaire.23
Figure 1.15	Imagerie par résonance magnétique du genou d'un patient gonarthrosique montrant les différentes lésions, source de douleurs.24
Figure 1.16	Arthroscanner mettant en évidence une large ulcération du cartilage condylien médial.25

Figure 2.1	Cycle de marche normale du pied droit (en gris).	30
Figure 2.2	Cycle de marche normal composé d'une phase d'appui et d'une phase d'envol.	31
Figure 2.3	Sous-phases de la phase d'appui.	32
Figure 2.4	Sous-phases de la phase d'envol.	33
Figure 2.5	Axes de rotation du genou.	35
Figure 2.6	Les trois mouvements de rotation du genou.	36
Figure 2.7	La flexion du genou : a) Effet de roulement pur; b) Effet du glissement pur; c) Principe de roulement et de glissement du genou.	37
Figure 2.8	Mouvements de flexion-extension du genou.	37
Figure 2.9	Les degrés de flexion du genou par rapport à la position de référence (b).	39
Figure 2.10	Mouvement d'abduction (a) et d'adduction (b) du genou droit.	40
Figure 2.11	Système d'attache conçu et validé par (Hagemeister et al., 2005; Labbe et al., 2008)	41
Figure 3.1	Le processus de classification de données.	44
Figure 3.2	Le principe de la classification.	47
Figure 3.3	Phase d'apprentissage du processus de classification.	48
Figure 3.4	Phase de décision du processus de classification.	48
Figure 3.5	Processus d'une classification automatique supervisée.	48
Figure 3.6	Problème de discrimination à deux classes avec un séparateur linéaire (a) et un séparateur non linéaire (b).	49
Figure 3.7	Distance euclidienne entre X et les deux classes $C1$ et $C2$	50
Figure 3.8	Topologie d'un réseau de neurones.	52
Figure 3.9	Représentation des données de la validation croisée.	57
Figure 3.10	Algorithme de la validation croisée K-Fold.	58

Figure 4.1	Hypothèse de classification selon les deux niveaux de classification hiérarchiques.....	66
Figure 5.1	Vue frontale de l'exosquelette utilisée pour l'acquisition des données cinématique du genou. Axes du système coordonnés avec les accélérations externe et interne du tibia (<i>aet, ait</i>) et du fémur (<i>aef, aef</i>), corps rigide utilisé doté de quatre marqueurs réfléchissant pour la réflexion, un accéléromètre triaxial (Ax, Ay et Az) et un gyroscope à trois axes (Gx, Gy et Gz).....	68
Figure 5.2	Photos illustrant les composantes de la partie fémorale et tibial du système d'attache KneeKG. La disposition des marqueurs sur un participant (a); l'exosquelette (b) et le corps rigide composé de marqueurs de mouvement (c).	68
Figure 5.3	Équipement d'acquisition des données cinématiques.	70
Figure 5.4	Représentation des trois signaux cinématiques de la base de données l'adduction-abduction, la flexion-extension et la rotation interne-externe AS (bleue), $OA_{KL1,2}$ (rouge) et $OA_{KL3,4}$ (vert).	73
Figure 5.5	Représentation des trois signaux de forces cinétiques de la base de données l'adduction-abduction, la flexion-extension et la rotation interne-externe AS (bleue), $OA_{KL1,2}$ (rouge) et $OA_{KL3,4}$ (vert).	74
Figure 5.6	Diagramme en bloc du système de classification élaboré.	75
Figure 5.7	Représentation géométrique de la projection du vecteur x sur une base orthonormée $A = e1, e2, e3$	79
Figure 5.8	Réorganisation de la base A de taille $(L \times N)$. L : taille du signal cinématique et N : nombre de sujets de la base A	80
Figure 5.9	Présentation de la matrice U de taille $(L \times L)$	81
Figure 5.10	L'algorithme de classification.	84
Figure 5.11	Projection graphique du NC sur les deux bases orthonormées $U1 = e11, e12, e13$ et $U2 = e21, e22, e23$	85
Figure 5.12	Algorithme du fonctionnement du système de classification.	86
Figure 5.13	La représentation des deux niveaux de la classification hiérarchique.	87
Figure 5.14	La représentation des deux niveaux hiérarchiques de sélection des caractéristiques.	88

Figure 5.15	Représentation de chacune des phases d'un cycle de marche normal. La partie claire représente le cycle de marche au complet. La partie foncée représente un sous-cycle du cycle de marche.	89
Figure 5.16	Algorithme de recherche du meilleur sous-cycle du cycle de marche.	90
Figure 5.17	Exemple de représentation des points d'intérêts sur les signaux cinématiques.	92
Figure 5.18	Algorithme de sélection des meilleures caractéristiques locales.	93
Figure 5.19	Méthode de validation leave-one-out.	96
Figure 6.1	Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets AS et OA en fonction de la position du sous-cycle (10 % - 40 %) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation 3D.	99
Figure 6.2	Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets AS et OA en fonction de la position du sous-cycle (10% - 40%) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation 2D.	100
Figure 6.3	Représentation de la partie cinématique du signal d'adduction-abduction la plus discriminante entre les sujets AS/OA – sous-cycle (10 % - 40 %).	101
Figure 6.4	Représentation de la partie cinématique du signal de flexion- extension la plus discriminante entre les sujets AS et OA – sous-cycle (28 % - 53 %).	101
Figure 6.5	Représentation de la partie cinématique du signal de rotation interne-externe la plus discriminante entre les sujets AS et OA sous-cycle (22 % - 63 %).	102
Figure 6.6	Représentation des meilleurs taux de classification des sujets AS et OA pour chacun des signaux cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne externe.(SC désigne le sous-cycle du cycle de marche le plus discriminant; VO indique le nombre de vecteurs orthonormés utilisés).	103
Figure 6.7	Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets OA _{KL1,2} et OA _{KL3,4} en fonction de la position du sous-cycle (66 % - 100 %) et du nombre de vecteurs orthonormés - Représentation en 3D.	105
Figure 6.8	Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets OA _{KL1,2} et OA _{KL3,4} en fonction de la position du sous-cycle (66 % - 100 %) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation en 2D.	105

Figure 6.9	Représentation de la partie cinématique du signal d'adduction-abduction la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (66 % - 100 %).	106
Figure 6.10	Représentation de la partie cinématique du signal de flexion extension la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (5 % - 31 %).	107
Figure 6.11	Représentation de la partie cinématique du signal de rotation interne-externe la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (23 % - 52 %).	107
Figure 6.12	Représentation des meilleurs taux de classification des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ pour chacun des signaux cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne externe. (SC désigne le sous-cycle du cycle de marche le plus discriminant; VO indique le nombre de vecteurs orthonormés utilisés).	108

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

3D	Trois dimensions
Abd	Abduction
Add	Adduction
ACP	Analyse en composante principal
ACR	American College of Rheumatology
AG	Algorithme génétique
ACR	American College of Rheumatology
AS	Asymptomatique
CHUM	Centre hospitalier de l'université de Montréal.
CM	Cycle de marche
Diag	Diagonale
Ext	Extension
EMQ	Erreur quadratique moyenne
Fgrid	Fixed Grid
Flex	Flexion
Flex1	Valeur maximale de la flexion
Flex2	Valeur minimale de la flexion
Flex3	Valeur minimale entre Pfv2 et Pflex1
Flex4	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2
FV	Force verticale
GA	Algorithme génétique

GGA	Algorithme génétique générationnel
GR1	Groupe 1
GR2	Groupe 2
GRF	Force de réaction au sol
ID3	Iterative Dichotomiser Tree
IMC	Indice de masse corporelle
IRM	Imagerie par résonance magnétique
JA	Johnson Algorithm
K-fold	Validation croisée
KPPV	K plus proche voisin
LCA	Ligament croisé antérieur
LCL	Lateral Collateral Ligament
LCM	Ligament collatéral médial
LCP	Ligament croisé postérieur
LIO	Laboratoire d'Imagerie et d'Orthopédie
LPFL	Ligament fémoro-patellaire latéral
LVF	Longitudinal Vertical Flaws
Min	Minimum
NC	Nouveau cas
NHANES	<i>National Health and Nutrition Examination Survey</i>
OA	Gonarthrose
OA _{KL1}	Gonarthrose de type I

OA _{KL2}	Gonarthrose de type II
OA _{KL3}	Gonarthrose de type III
OA _{KL4}	Gonarthrose de type IV
OL	Outliers
Pabd1	Valeur maximale de l'abduction/adduction
Pabd2	Valeur minimale de l'abduction/adduction
Pabd3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6
Pabd4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6
Pabd5	Valeur minimale entre Pfv1 et Pfv2
Pabd6	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2
Pfv1	Contact initial
Pfv2	1 ^{er} max entre 15 % et 35 %
Pfv3	2 ^e max entre 45 % et 65 %
Pfv4	Minimum entre Pfv1 et Pfv2
Pfv5	Toe-off
Pfv6	Fin du cycle
Pfv7	Début simple appui
Pfv8	Fin simple appui
Prot1	Valeur maximale de la rotation
Prot2	Valeur maximale de la rotation
Prot3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6
Prot4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6

RBF	Réseau de neurone à fonction de base radiale
REGR	Régression
Rot	Signal cinématique rotation
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
SSA	Singular Spectrum Analysis
SVD	Singular Value Decomposition
SVM	Machine à vecteurs de support
WOMAC	Western Ontario and McMaster Universities Arthritis Index

INTRODUCTION

Le genou est une articulation de grande complexité anatomique et biomécanique dont dépendent la mobilité et la stabilité du corps humain. La gonarthrose ou l'arthrose du genou, forme d'arthrite la plus courante, est considérée comme l'une des plus importantes maladies dégénératives du genou, la plus commune et la plus coûteuse (Adams et al., 1999). La gonarthrose touche plus de trois millions de Canadiens, ce qui représente environ 10 % de la population adulte (IRSC, 2006). De plus, elle représente la cause majeure de limitation des activités et d'invalidité chez les personnes âgées (Bessette et Choquette, 2001; IRSC, 2006; Murphy et al., 2006) et se caractérise par des douleurs, un gonflement articulaire et une limitation du mouvement.

En clinique, la gonarthrose peut être diagnostiquée de deux façons. La première consiste en un examen radiologique par rayons X, imagerie par résonance magnétique (IRM) ou arthroscopie. Ces examens permettent de recueillir des données sur l'intégrité des structures au genou, mais ils ne permettent pas de décrire les aspects fonctionnels du genou puisqu'ils sont faits dans un état statique. De plus, la radiologie par rayons X est irradiante pour les patients. La deuxième façon comporte une évaluation sommaire orthopédique pratiquée en cabinet médical par le médecin ou l'orthopédiste. L'évaluation comprend différents tests manuels, questionnaires et mesures de force musculaire et d'amplitude articulaire. Les examens cliniques permettent de connaître l'impact de la blessure sur la fonction du genou. Néanmoins, ces examens ne sont pas assez sensibles pour permettre au clinicien de faire un choix éclairé quant au traitement à prescrire (Kurz et al., 2005; Rudolph, Schmitt et Lewek, 2007). Des études récentes ont démontré que les données biomécaniques sont essentielles pour une évaluation fonctionnelle de l'état du genou (Hunter, 2009; Kurz et al., 2005; Lam et al., 2009; Webster et al., 2005).

L'objectif général de ce projet de recherche est d'élaborer une méthode de classification automatique de sujets asymptomatiques et gonarthrosiques en fonction des données biomécaniques du genou. Voici les objectifs spécifiques : (i) Classifier les sujets

asymptomatiques et les sujets gonarthrosiques selon les données cinématiques; (ii) Classifier les sujets gonarthrosiques selon la sévérité de leur pathologie, (iii) Comparer deux représentations des données cinématiques, à savoir la représentation globale et la représentation locale.

CHAPITRE 1

ANATOMIE DU GENOU

1.1 Introduction

Pour bien répondre à la problématique de cette étude, il est fort important d'acquérir des connaissances sur la fonction du genou et la gonarthrose. Le chapitre, divisé en deux parties, est une introduction à l'analyse de l'articulation du genou. La première partie est une mise en contexte des différentes composantes constituant l'articulation du genou et de leur rôle dynamique. La deuxième partie s'articule autour de la gonarthrose (appelée aussi l'arthrose du genou) considérée comme l'une des plus importantes maladies dégénératives du genou. Cette partie met en contexte les principales manifestations cliniques, les facteurs de risques de contracter la pathologie et les différentes techniques de diagnostic.

1.2 Anatomie du genou

Le genou est l'articulation la plus complexe du corps humain (Figure 1.1). Il constitue la jonction entre la partie haute et la partie basse de la jambe. Cette articulation est constituée de deux jointures placées côte à côte : la jointure fémoro-tibiale qui se situe entre le fémur et le tibia et la jointure fémoro-patellaire qui se trouve entre le fémur et la rotule.

Le genou est constitué de trois segments osseux : les condyles fémoraux, les plateaux tibiaux et la rotule. Ces trois segments sont recouverts d'une fine couche de cartilage articulaire qui répartit les charges et réduit la pression au point de contact au sein de l'articulation. Le mouvement articulaire se fait par le glissement entre ces différentes parties cartilagineuses.

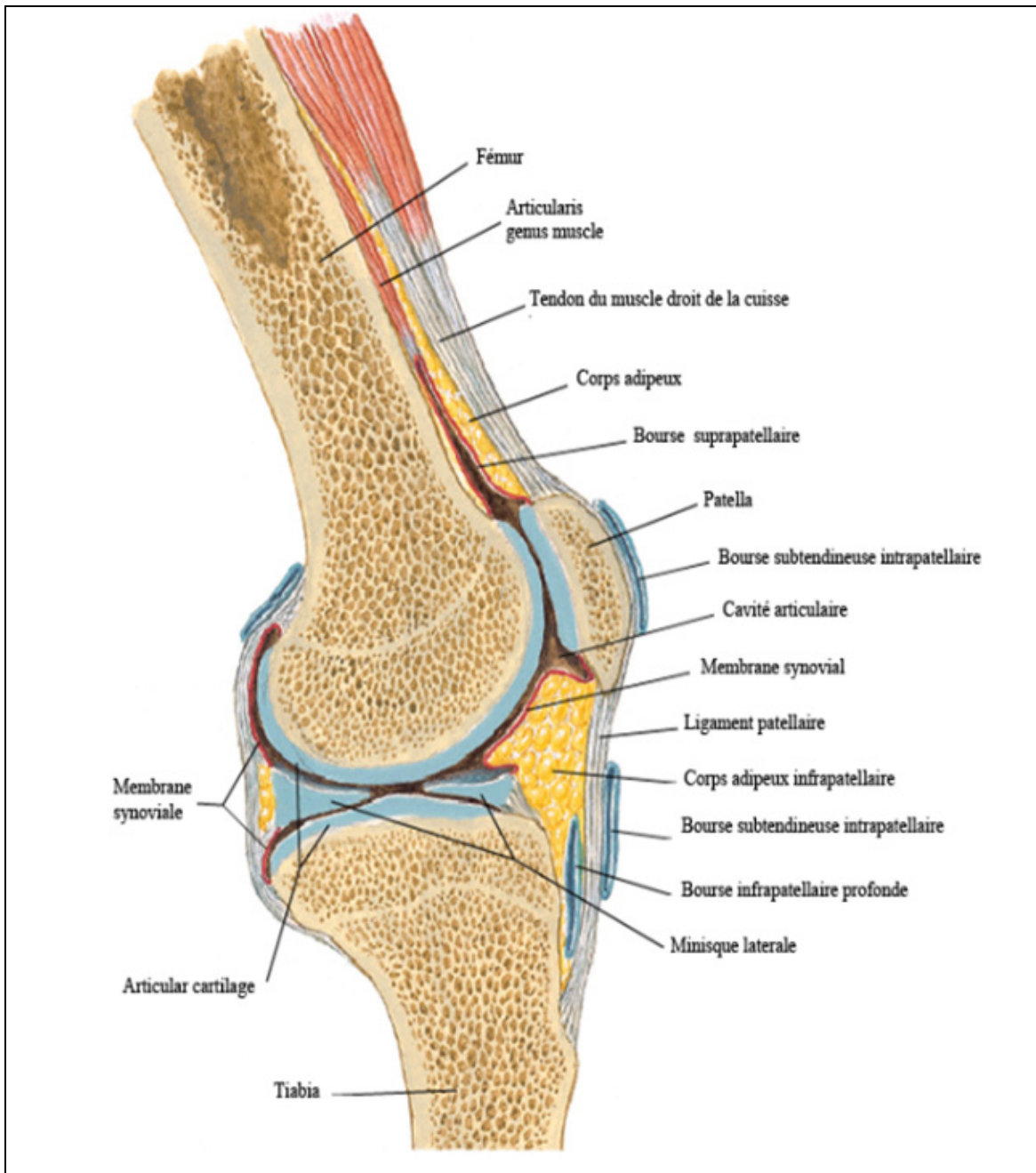


Figure 1.1 Coupe sagittale de l'articulation genou.
Adaptée du CD *Netter Interactive Atlas Of Human Anatomy 3.0* (3^e Édition)

Les surfaces des segments osseux qui constituent l'articulation du genou ne sont pas entièrement en contact entre eux, elles sont séparées par le ménisque dans la partie

fémoro-tibiale. L'articulation du genou est constituée également de ligaments, de tendons et de muscles. Les ligaments croisés antérieurs (LCA) et ligaments croisés postérieurs (LCP) jouent le rôle de stabilisateur et de support de l'articulation, alors que les tendons transmettent la force musculaire. Finalement, les muscles jouent le rôle de commande motrice ou de frein pour l'articulation. Ils permettent de garder la mobilité de l'articulation tout en assurant sa stabilité. Ces différentes structures ainsi que leur fonctionnalité sont présentées à la section 1.2.

1.2.1 Le fémur

Le fémur, os intermédiaire entre le bassin et la jambe, est situé tout au long de la cuisse et enveloppé par différents muscles (Figure 1.2). Il est l'os le plus long et le plus fort du corps humain. Sa robustesse lui permet de supporter des contraintes mécaniques et des pressions pouvant atteindre 280 kg/cm^2 . Il s'articule dans sa partie proximale avec l'os iliaque, nommé aussi os des iles, puis s'allonge obliquement jusqu'au genou. Cette structure améliore l'équilibre du corps et rapproche le genou du centre de gravité. Pour mieux décrire le fémur, nous pouvons le décomposer en trois composantes. La première est la tête fémorale. Elle est caractérisée par la forme de $2/3$ d'une sphère et elle est tapissée d'une fine couche de cartilage articulaire (pour en savoir plus, voir la section 1.2.4). Sa forme sphérique lui permet de bien s'emboîter dans la partie concave de l'os coxal de la hanche. La deuxième composante, la diaphyse ou la partie centrale, constitue le corps pilier du fémur. La troisième est une composante distale comportant trois parties : la surface patellaire, la surface articulaire avec la rotule et la surface articulaire avec les condyles.

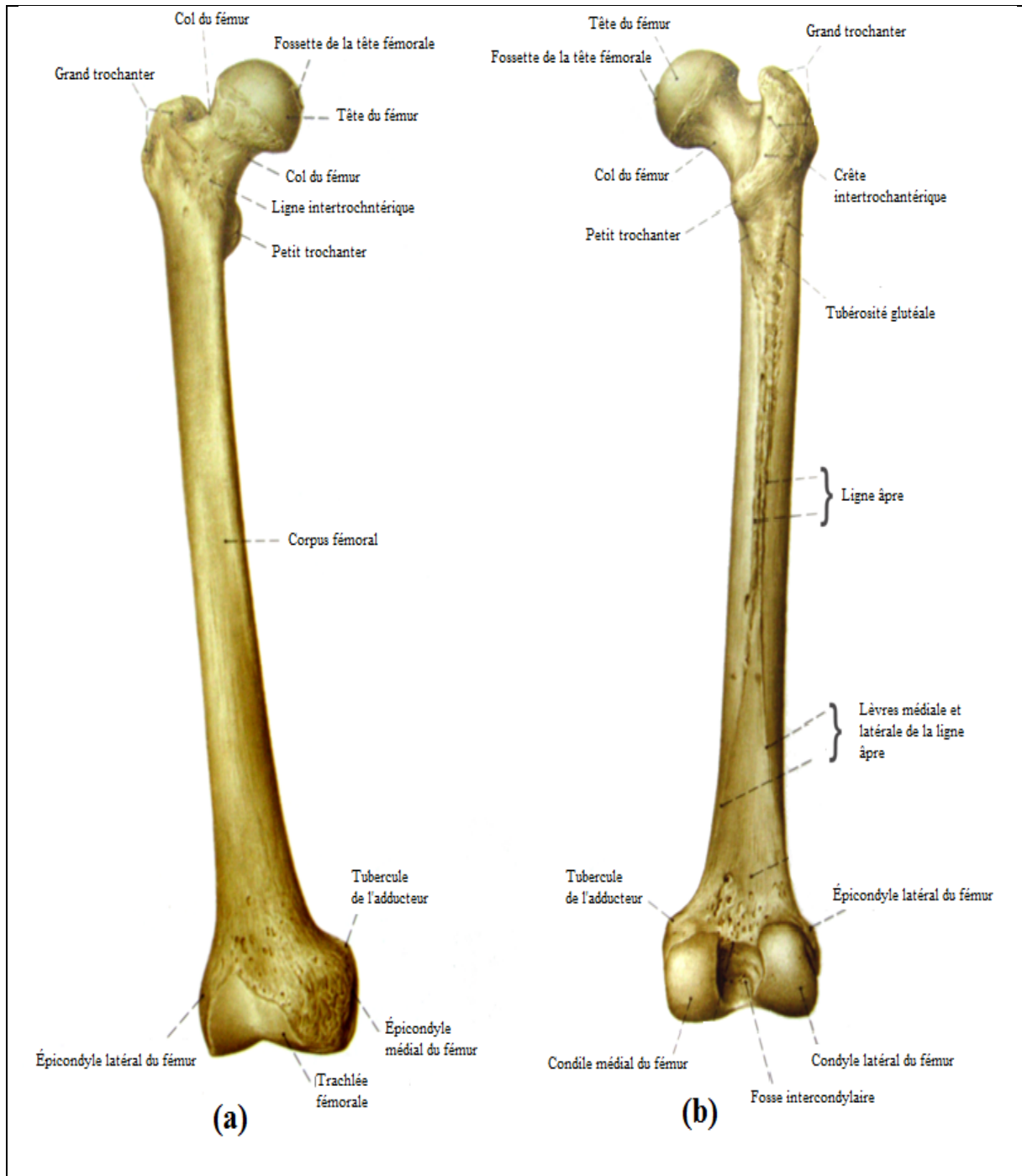


Figure 1.2 Le fémur (a) vue antérieure et (b) vue postérieure.
Adaptée du site www.doctorology.net

1.2.2 Le tibia

Le tibia, tiré du mot latin jambe, se classe deuxième après le fémur en force et en longueur (Figure 1.3). Il est légèrement convexe en avant et sa partie supérieure est large, épaisse et triangulaire.

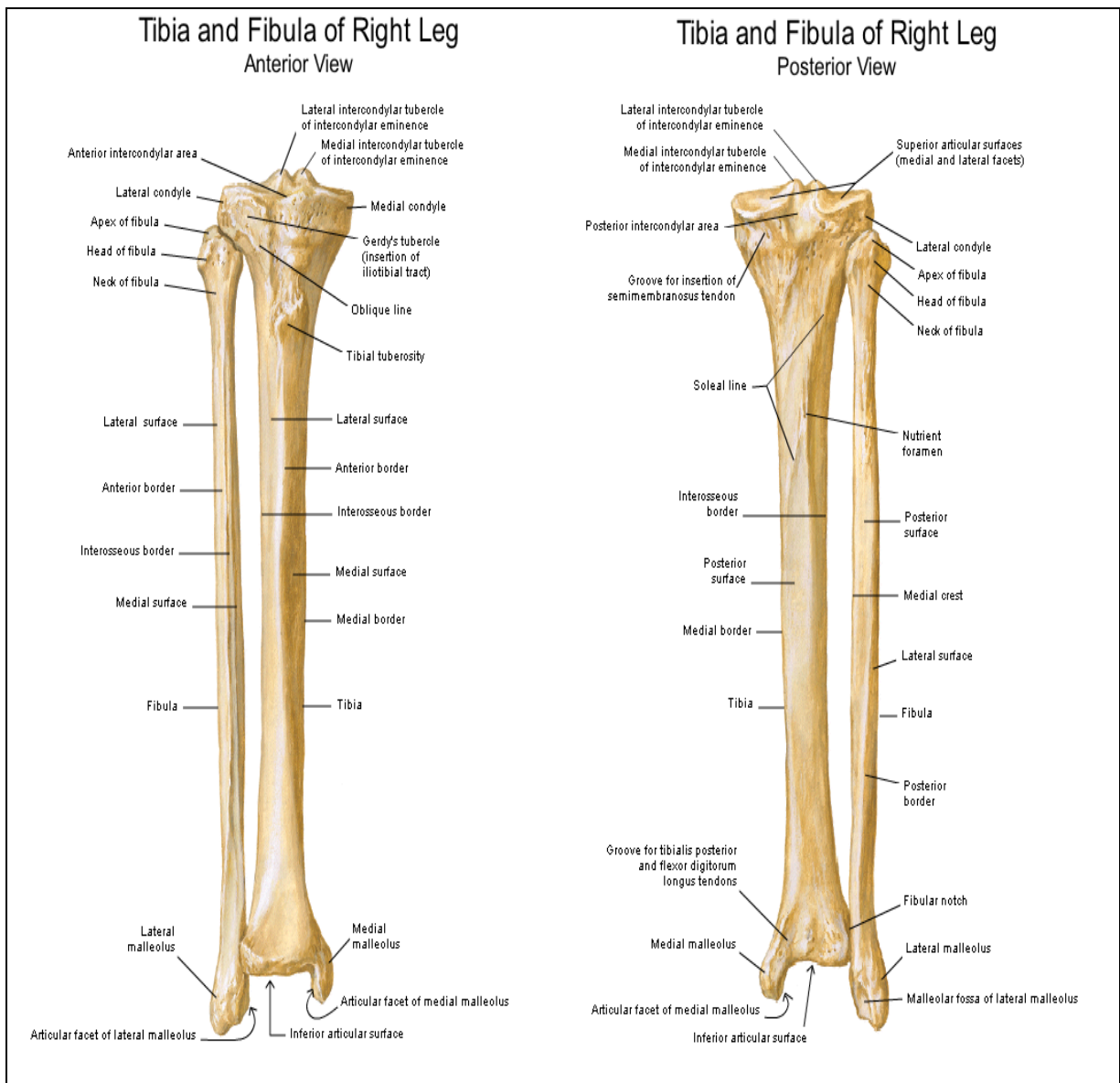


Figure 1.3 Tibia et fibula de la jambe droite :
vue antérieure (à gauche) et vue postérieure (à droite).
Adaptée de *Humain Anatomy* (2000)

1.2.3 La rotule

La rotule (Figure 1.4), du nom latin *Rotula* qui signifie roue, se nomme os plat et se trouve sur la partie frontale du genou entre le fémur et le tibia. La rotule a deux rôles essentiels :

- Elle protège le genou et, plus précisément, le tendon du quadriceps.
- Elle sert de poulie pour augmenter le bras de levier sur lequel s'appuient les tendons quadrucipitaux et rotuliens (procure 30 % de force au quadriceps). La rotule permet également de déplacer vers l'avant le tendon du quadriceps.

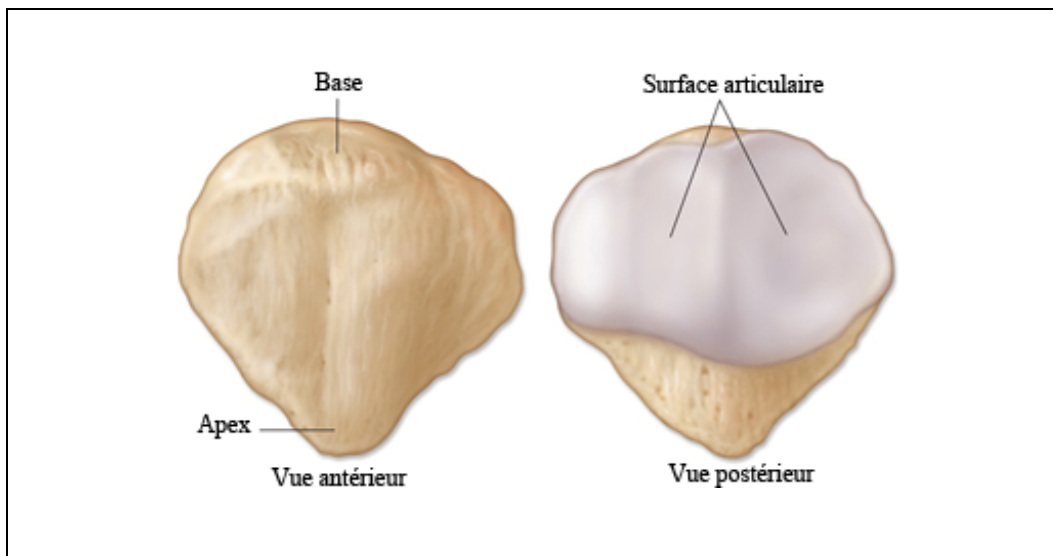


Figure 1.4 La rotule : vue antérieure (à gauche) et vue postérieure (à droite).
Tirée d'Anatomie et physiologie humaine 3^e édition, Marieb, 2005

1.2.4 Le cartilage articulaire

Le cartilage articulaire est une mince couche de cartilage qui recouvre l'extrémité inférieure du fémur et la partie supérieure du tibia ainsi que la surface postérieure de la rotule. Il offre une surface ferme et lisse qui facilite et réduit les forces appliquées sur le genou durant son activité. Il est de couleur blanc brillant et d'épaisseur qui varie entre 1 et 7 mm. La structure du cartilage a été appréhendée par plusieurs chercheurs. Les premières études menées par

Hunter datent de l'année 1973. Depuis, plusieurs travaux de recherches ont démontré que la principale composition du cartilage est la matrice extracellulaire et les chondrocytes (Adouni et Shirazi-Adl, 2009; Frank, 1990). La matrice extracellulaire est un milieu sans vaisseaux et sans nerfs. Il est de couleur blanc bleuté chez les personnes jeunes et devient de couleur blanc jaunâtre chez les personnes âgées. Cette matrice est composée essentiellement d'eau (entre 60 % et 80 % de son poids total). Le cartilage articulaire est constitué de quatre zones regroupées selon la composition et la structure du milieu (Figures 1.5 et 1.6) :

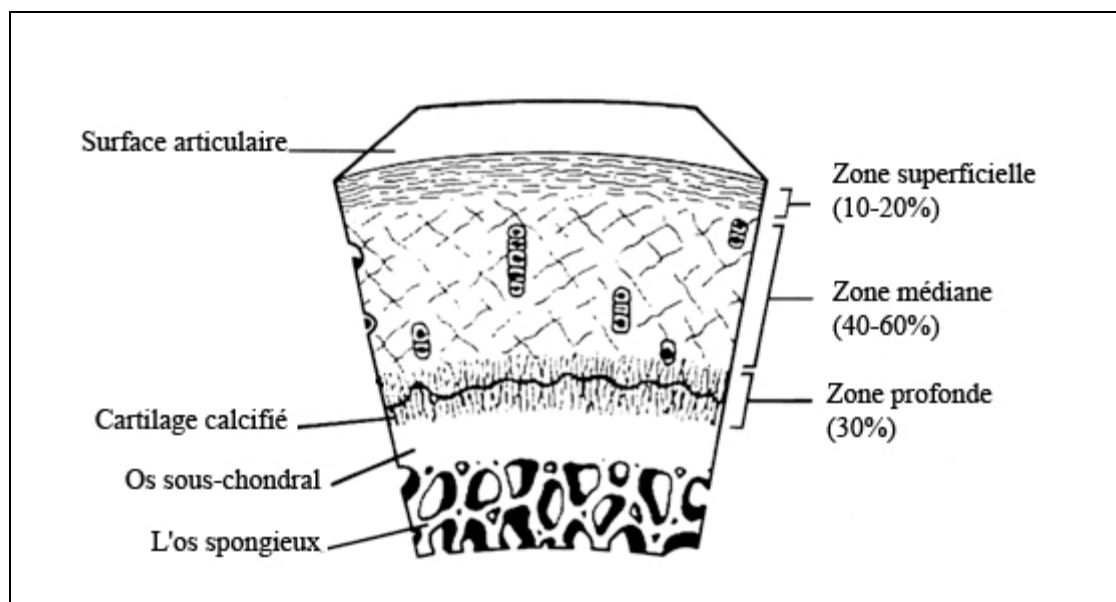


Figure 1.5 Le cartilage articulaire.
Adaptée de Mandelbaum et al.,(1998)

La distribution des fibres de collagènes tout au long du cartilage permet de distinguer quatre zones. La première, zone superficielle, représente 10 à 20 % de l'épaisseur du cartilage. Dans cette zone, les fibres de collagènes sont disposées parallèlement à la surface articulaire. La deuxième couche, zone intermédiaire, représente 40 à 60 % de l'épaisseur du cartilage. Les fibres de collagène dans cette zone sont orientées de façon aléatoire et leur densité est moins importante que celle de la surface. La troisième couche, zone profonde, représente 30 % de l'épaisseur du cartilage. Dans cette zone, les fibres de collagènes sont disposées perpendiculairement à la zone calcifiée qui constitue la quatrième zone. Comme son nom

l'indique, cette zone est calcifiée sur 5 à 10 % de l'épaisseur du cartilage; elle est plus rigide et en contact direct avec la plaque osseuse.

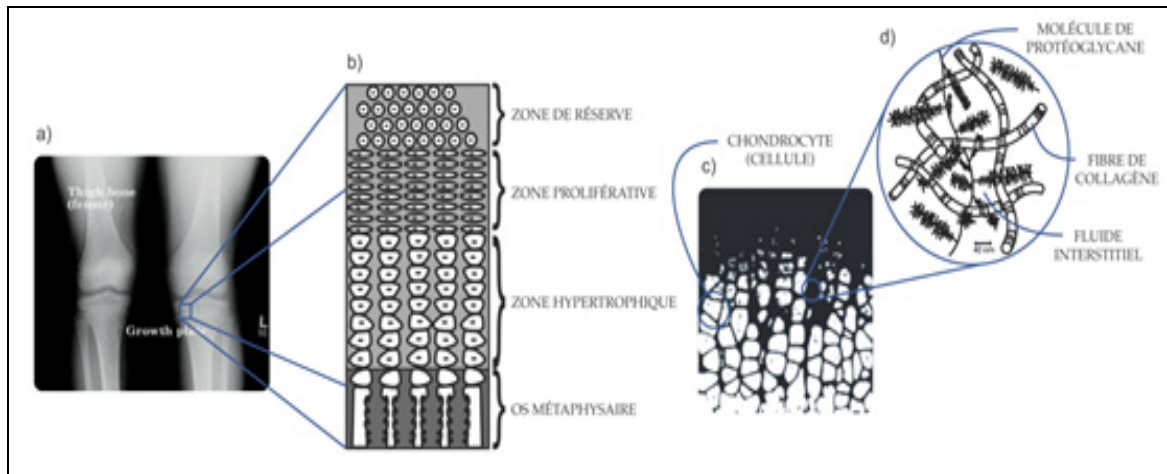


Figure 1.6 Le cartilage articulaire.

Tirée du site : http://www.polymtl.ca/lm2/recherche/modelisation_micrometrique.php

L'organisation des fibres de collagène, décrite précédemment, donne au cartilage la propriété de résistance aux contraintes mécaniques.

1.2.5 Le ménisque

Le ménisque est un fibrocartilage en forme d'un croissant interposé entre les condyles fémoraux (interne/externe) et les compartiments du plateau tibial correspondant (Figure 1.7). Son principal rôle consiste à rendre les surfaces articulaires du tibia plus profondes pour absorber les chocs transmis à l'articulation du genou. Les ménisques se décomposent en une partie interne et une partie externe. Le ménisque interne est sous la forme d'un « *C* » et le ménisque externe sous la forme d'un « *O* ». Le ménisque interne est caractérisé, d'une part, par un diamètre plus petit que le ménisque externe et, de l'autre, par une largeur et une épaisseur plus grande que le ménisque externe. Les deux ménisques, fixés sur le plateau tibial, forment une cavité réceptrice des condyles fémoraux correspondants.

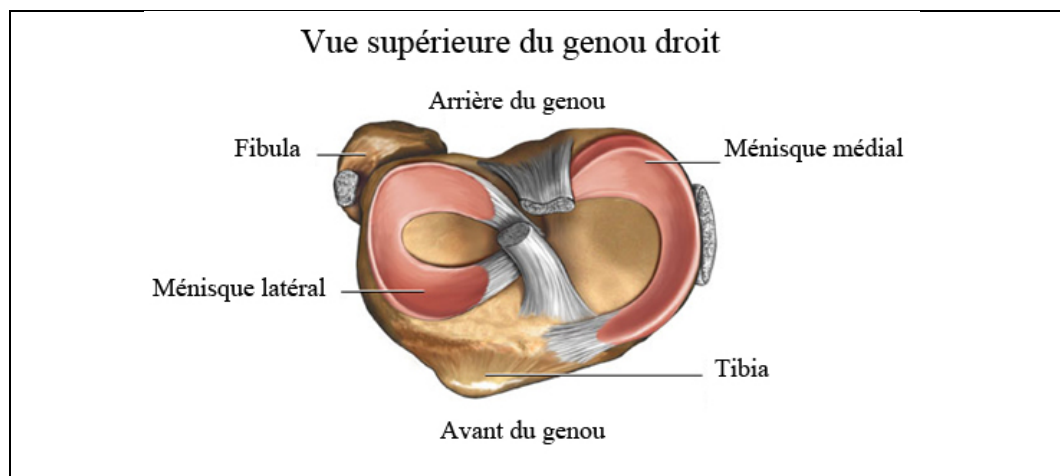


Figure 1.7 Le ménisque – Vue supérieure du genou droit.
Adaptée du site : <http://biokineticist.com/knee%20-%20meniscus.htm>

Les études de Spilker, Donzelli et Mow (1992) ont démontré que le ménisque joue un rôle très important dans la transmission des forces liées aux charges sur le genou grâce à ses deux cavités biphasiques et à son comportement en fluage et en relaxation.

1.3 La gonarthrose

Il s'agit de la forme d'arthrite la plus répandue dans le monde, l'une des plus importantes maladies dégénératives du genou et la plus coûteuse (Adams et al., 1999) (Figure 1.8). Elle touche 27 millions d'États-Uniens (Lawrence et al., 2008) ce qui représente 12,1 % de la population adulte (Diseases, 2002). Cette pathologie provoque des douleurs qui diminuent, voire limitent, la capacité fonctionnelle du genou (Arden et Nevitt, 2006). Elle touche 80 % des gens arthrosiques, dont 25 % ne peuvent plus accomplir leurs tâches quotidiennes (WHO Scientific Group, 2003).

Les articulations du corps humain peuvent être toutes sujettes à l'arthrose. Les articulations du genou, de la hanche et des doigts sont très vulnérables parce qu'elles endurent des forces et des charges et sont sollicitées de façon répétitive. La figure 1.9 illustre les différentes formes d'arthrose et leur pourcentage respectif.

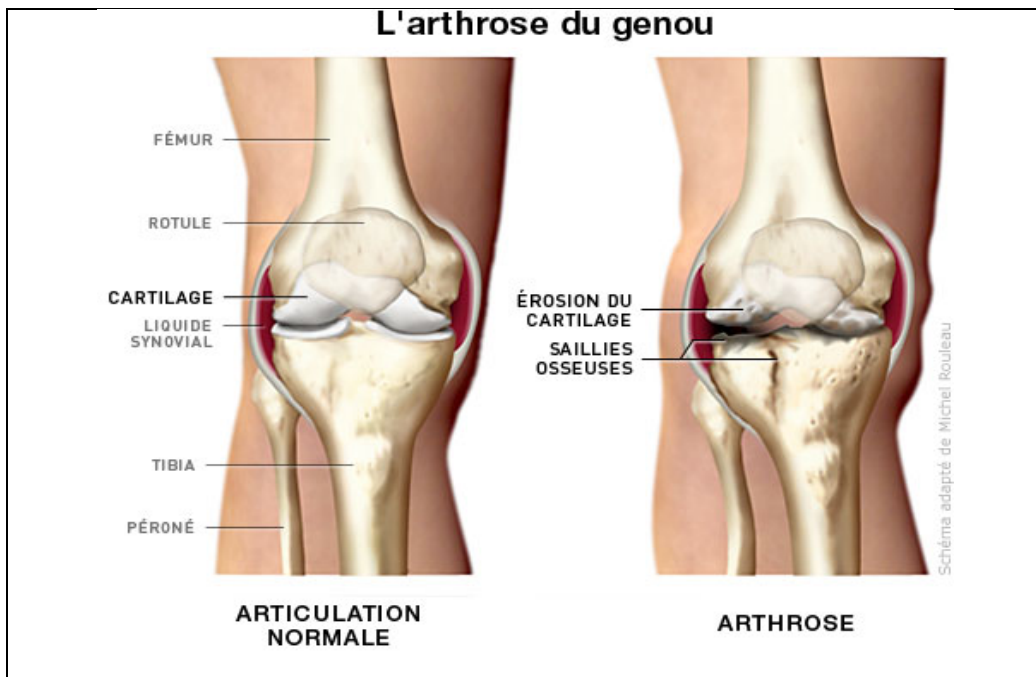


Figure 1.8 Genou sain et genou gonarthrosique.

Tirée du site : www.ch-verdun.fr/le-chv/lexique-du-chv/l2019arthrose-du-genou

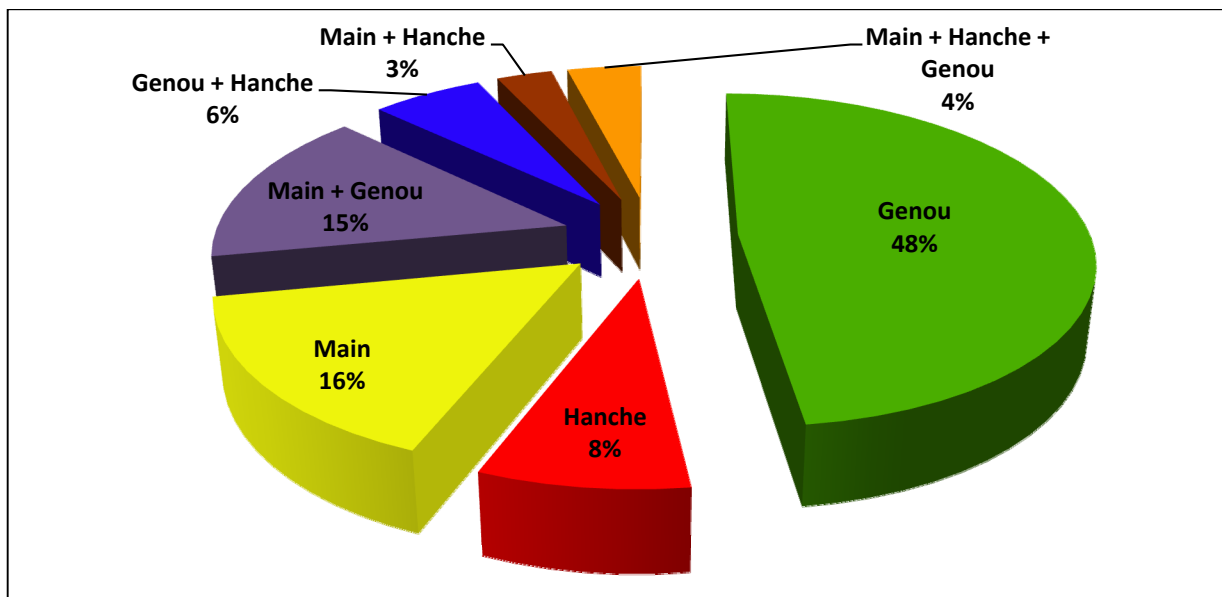


Figure 1.9 Diagramme des sujets atteints d'arthrose dans les articulations périphériques.

L'arthrose du genou touche 48 % des sujets.

Tirée de Cohorte de Dicomano (Mannoni et al., 2003)

Le genou est exposé à plusieurs contraintes mécaniques, ce qui le rend vulnérable aux blessures : traumatismes, luxations et entorses. Le *National Centre for Education Statistics* aux États-Unis rapporte plus de 7 000 000 d'opérations chirurgicales effectuées annuellement liées aux troubles du genou (Scott, 1994).

La gonarthrose est observée lorsqu'il y a déséquilibre entre la résistance des tissus articulaires et l'articulation du genou ou, encore, lorsqu'il y a usure du cartilage articulaire qui couvre les extrémités osseuses de l'articulation. Dans le cas normal, appelé aussi non pathologique ou asymptomatique, le cartilage diminue le frottement entre les différentes parties osseuses. La dégradation du cartilage articulaire affecte la bonne répartition des forces sur l'articulation, ce qui nuit aux propriétés biomécaniques et provoque des douleurs chroniques dans l'articulation du genou (Lequesne et Menkes., 1995). Citation de Sokoloff : « *Le cartilage vit bien dans une large fourchette de charges; en deçà et au-delà, il souffre* » (Sokoloff, 1969).

1.3.1 Différents types de la gonarthrose

Nous distinguons deux types d'arthrose : l'arthrose primitive et l'arthrose idiopathique. L'arthrose primitive (ou primaire) est la forme d'arthrose la plus courante. Elle survient de manière spontanée (Buckwalter et Mankin, 1997). L'arthrose idiopathique (ou secondaire) touche le plus souvent les personnes de plus de 40 ans (Buckwalter et Martin, 2006) et les personnes moins jeunes à la suite d'une blessure articulaire ou inflammatoire (Buckwalter et Martin, 2006).

Selon la gravité de l'érosion cartilagineuse, l'usure du cartilage articulaire peut être complète ou incomplète. L'usure est complète quand le cartilage articulaire est complètement disparu : l'os commence à se frotter contre os, ce qui provoque des douleurs insupportables qui peuvent aller jusqu'à la paralysie de l'articulation. L'usure est incomplète quand l'épaisseur du cartilage devient irrégulière, ce qui rend le mouvement articulaire assez douloureux. Il existe trois types de gonarthrose en fonction du compartiment atteint :

- 1) l'arthrose fémoro-tibiale interne qui représente 67 % des cas de gonarthrose (McAlindon et al., 1992);
- 2) l'arthrose fémoro-tibiale externe qui représente 16 % des cas de gonarthrose (McAlindon et al., 1992);
- 3) l'arthrose fémoro-patellaire (entre le fémur et la rotule) qui représente 88 % des cas de gonarthrose (McAlindon et al., 1992). Ce type d'arthrose, souvent négligé, peut être la cause d'une invalidité importante (McAlindon et al., 1992).

Si les quatre types d'arthrose sont présents dans le genou, il s'agit alors d'une gonarthrose globale. Une étude statistique réalisée sur un groupe de 777 participants de plus de 50 ans a démontré que 40 % des participants ont une affection fémoro-tibiale et fémoro-patellaire, 24 % des cas, fémoro-patellaire et 4 %, fémoro-tibiale (Duncan et al., 2006).

1.3.2 Les principaux facteurs de l'apparition de la gonarthrose

Les principaux facteurs de risques contribuant à l'apparition de la gonarthrose ont fait l'objet de plusieurs études (Felson, 1995; Hunter, 2009). Des facteurs comme l'obésité, l'âge, le sexe, la quantité d'une activité physique qui sollicite l'articulation, l'hypermobilité de l'articulation et les troubles musculaires sont considérés comme les principaux facteurs de l'apparition de la pathologie.

1.3.2.1 L'âge et le sexe

En 1986, l'*American College of Rheumatology* (ACR) a ciblé l'âge supérieur à 50 ans comme un critère clinique de présenter une gonarthrose (Altman et al., 1986). D'autres études, comme l'enquête de la *National Health and Nutrition Examination Survey* (NHANES) et Jamard et al. (2000), ont montré que la prévalence de la maladie est de l'ordre de 3 % dans la tranche d'âge – 45 à 54 ans – et de 15% dans la tranche – 65 à 74 ans. Cette enquête est corroborée par Lawrence et al., (2008) qui confirment l'augmentation de la prévalence de la gonarthrose avec l'âge. De même, l'étude de Decade (2005) a démontré une

relation directe et exponentielle entre l'âge et la prévalence de la gonarthrose. Les recherches menées par Arden et Nevitt (2006) classent la gonarthrose en deuxième position dans la liste des pathologies qui causent l'incapacité fonctionnelle chez les personnes de 50 ans et plus.

Une revue de la littérature a démontré que les femmes ont un risque plus élevé d'être atteintes de l'arthrose du genou et de la main quel que soit leur âge (Srikanth et al., 2005). Le risque est encore plus élevé chez les personnes âgées de 50 à 55 ans (Lawrence et al., 2008).

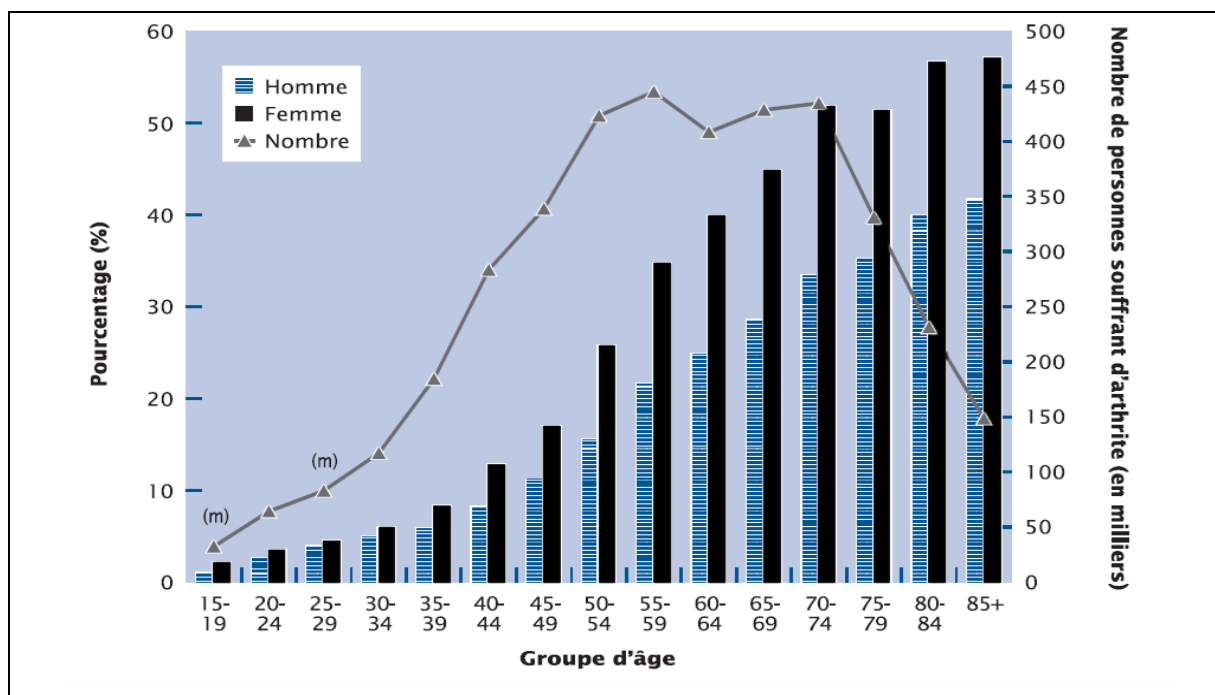


Figure 1.10 Prévalence autodéclarée et nombre de sujets souffrant d'arthrite ou de rhumatisme selon l'âge et le sexe, personnes à domicile de 15 ans et plus, Canada, 2000. Tirée de l'enquête sur la santé dans les collectivités canadiennes, 2000, Statistique Canada (L'arthrite au Canada une bataille à gagner, 2003)

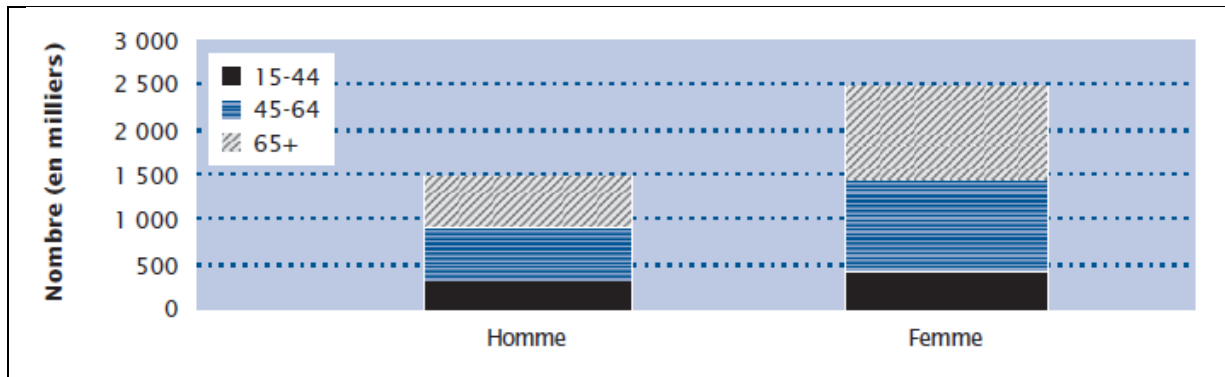


Figure 1.11 Nombre de sujets souffrant d'arthrite ou de rhumatisme selon l'âge et le sexe, personnes à domicile de 15 ans et plus, Canada, 2000

Tirée de l'enquête sur la santé dans les collectivités canadiennes, 2000, Statistique Canada (L'arthrite au Canada une bataille à gagner, 2003)

1.3.2.2 L'obésité

Les recherches menées tout au long de ces dernières années montrent une relation directe entre l'obésité et la prévalence de la gonarthrose; en fait, le poids corporel élevé induit une surcharge sur l'articulation du genou et ses composantes (Figure 1.12). La gonarthrose a tendance à se manifester davantage chez les personnes obèses que chez les personnes non obèses (Cicuttini, Spector et Baker, 1997). Une étude sur 300 sujets dans la population marocaine, dont la moyenne d'âge est de $56,6 \pm 9,4$ ans, a montré une interaction entre la gonarthrose et l'indice de masse corporelle (IMC) indépendamment du sexe des sujets (Rostom et al., 2007). Le risque de la gonarthrose est majoré de 15 % pour chaque augmentation d'une unité d'IMC (Anderson et Felson, 1988). Le risque de souffrir d'une gonarthrose augmente de 35 % pour chaque augmentation du poids corporel de cinq kilogrammes (Hart et Spector, 1993).

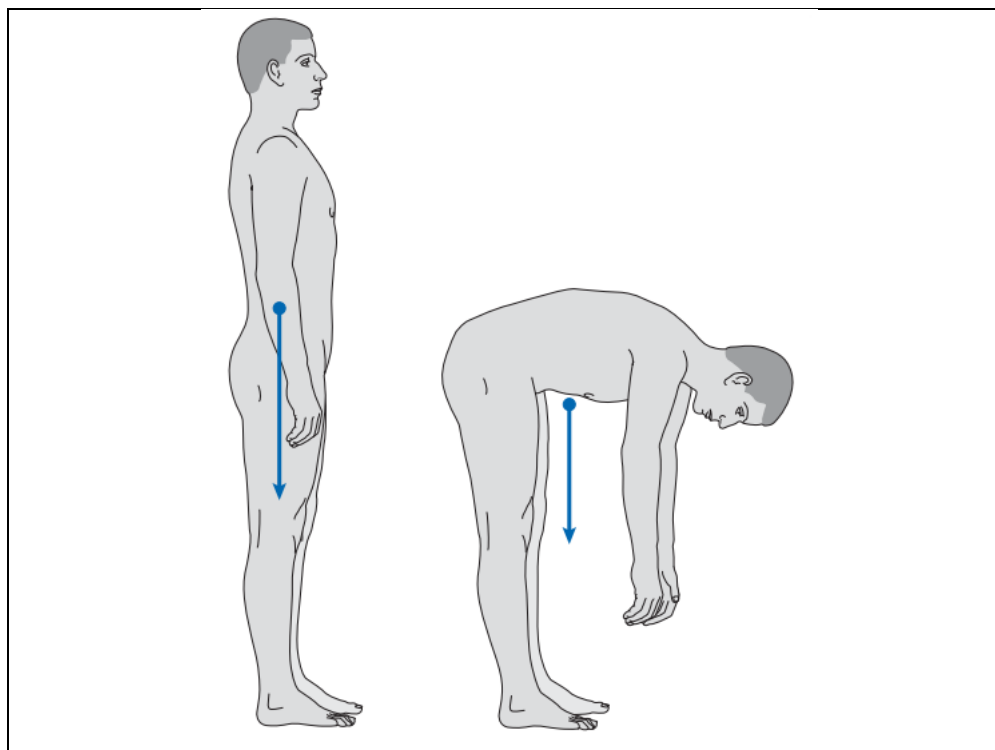


Figure 1.12 Centre de gravité du corps humain dans deux positions : debout (gauche) exerce une pression sur les membres inférieurs et fléchié (droite).
Tirée de Whittle (2003)

Par ailleurs, des études récentes ont montré, qu'indépendamment de l'IMC, il existe une relation entre le tour de taille et la gonarthrose (Ghroubi et al., 2007). Les auteurs ont conclu que le tour de taille pourrait être un indice prédictif de la pathologie.

1.3.2.3 Les traumatismes

Les traumatismes comme les lésions ligamentaires et les lésions méniscales ont un impact direct sur la répartition des forces sur l'articulation du genou et, surtout, sur le mouvement de rotation, ce qui cause des fibrillations, puis des fissures cartilagineuses (Lequesne, 2004). Les lésions du ménisque interne et externe induisent souvent une instabilité du genou et le risque d'être atteint de la gonarthrose (Dojcinovic et al., 2005). « *Le facteur principal qui conduit au développement d'une arthrose est l'association d'une lésion concomitante du ménisque interne* » (Dejour et al., 1988; Dojcinovic et al., 2005).

Les ruptures intra-ligamentaires représentent 10 % des lésions du ligament croisé antérieur et peuvent induire une arthrose précoce (Dojcinovic et al., 2005). De même, la faiblesse du quadriceps a été ciblée comme facteur favorisant l'apparition de la gonarthrose (Slemenda et al., 1997) : Les sujets asymptomatiques utilisent le quadriceps pour un effet moteur ou de frein du tibia avant de toucher le sol, alors que les personnes gonarthrosiques utilisent le sol pour freiner ou réduire la vitesse de la marche.

1.3.2.4 Le sport

Plusieurs études ont émis l'hypothèse de l'existence de liens entre la pratique de sports et la gonarthrose (Cooper et Coggon, 1999; Lequesne, Dang et Peyron, 1989; Neyret, Donell et Dejour, 1994; Rannou, Poiraudreau et Revel, 2001). Par exemple, les études de Boyer et al., (1981), menées sur 201 patients masculins de 40 ans et ayant consulté un clinicien, ont démontré que 87 % d'entre eux avaient des antécédents de pratique de sport.

Par ailleurs, l'ACR recommande la pratique d'une activité physique aérobique raisonnable pour les sujets gonarthrosiques (Rolland et al., 2000). Nous pouvons donc remarquer la multitude des facteurs de risques que représentent la gonarthrose. Les données dans la littérature sont souvent contradictoires.

1.3.2.5 La génétique

Des facteurs génétiques peuvent mettre en évidence la prévalence de l'arthrose, tel que l'a montré l'étude menée par (Bardin et Cornélis, 2000). Le risque est d'autant plus élevé chez les personnes apparentées que dans la population générale. D'autres recherches encore à un

stade très préliminaire sur le gène COL2A1¹ et les récepteurs de la vitamine D relèvent des soupçons quant à leurs rôles dans l'apparition de l'arthrose.

L'étude de Chitnavis et al. (1997) a conclu l'hypothèse suivante : « *Les frères ou les sœurs d'un patient ayant nécessité une prothèse totale de genou ont un risque relatif, par rapport aux conjoints, de 4,5 d'avoir une prothèse totale de genou.* » De plus, les études de NHANES, Anderson et Felson, (1988) ont dévoilé un lien entre les caractéristiques ethniques et la gonarthrose; la fréquence de cette dernière est plus observée chez les femmes de peau noir que chez les femmes caucasiennes après l'élimination des autres facteurs tel que l'âge et le poids.

1.3.2.6 Alignement des membres inférieurs

L'axe des membres inférieurs est défini par l'alignement entre la tête fémorale et le centre de la cheville passant par le centre du genou. Cet alignement définit la répartition des champs de force sur l'articulation du genou. Ainsi, un mauvais alignement des membres inférieurs peut causer des troubles importants du fonctionnement et de la biomécanique du genou.

¹ COL2A1 : collagène de type II, alpha 1 (arthrose primaire, dysplasie spondylo, congénitale), également connu sous le nom COL2A1, gène humain qui fournit des directives pour la production de la pro-alpha1 (II) et de la chaîne de collagène de type II.

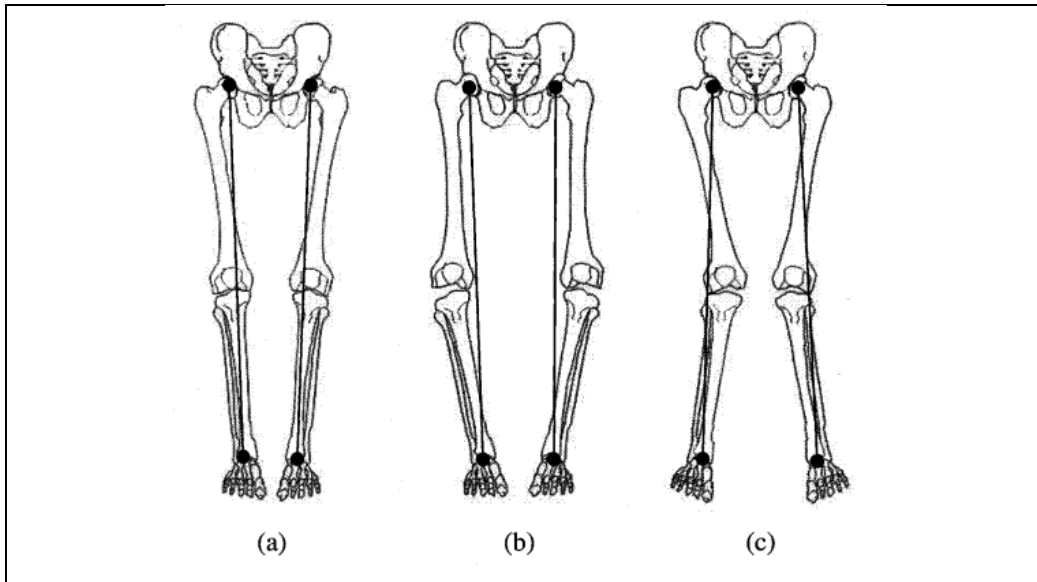


Figure 1.13 Illustration de trois types de désalignement autour du genou dans le plan frontal et de leur effet sur les os des membres inférieurs. Alignement normal (a), alignement varus (b), et alignement valgus (c).

Tirée de Boivin et al.,(2008)

La figure 1.13 illustre les trois cas d'alignement des membres inférieurs. L'alignement est considéré comme normal quand tous les points des membres inférieurs (tête fémorale, centre du genou et centre de la cheville) sont placés sur le même axe (Figure 1.14 (a)). Un alignement est considéré comme varus, ou *genu varum*, quand les deux genoux s'écartent vers l'extérieur de l'axe normal (Figure 1.13 (b)). Dans ce cas, une pression est exercée sur la partie interne de l'articulation du genou. À l'opposé, pour un alignement valgus, ou *genu valgum*, les membres inférieurs ont la forme d'un " X " (Figure 1.13 (c)) : les deux genoux sont rapprochés, tandis que les chevilles sont écartées. Les forces sont alors réparties sur la partie externe du genou.

1.3.3 Diagnostic de la gonarthrose

1.3.3.1 Diagnostic par un médecin

Les cliniciens suspectent la gonarthrose à l'apparition, notamment, de raideur articulaire qui est l'un des premiers signes cliniques (Tableau 1.1). La raideur articulaire a tendance à se manifester le matin pendant quelques minutes, puis s'atténue avec l'activité articulaire. Le crépitement osseux est aussi un signe indicatif de l'arthrose. Il est causé par le frottement du fémur sur le tibia à cause du manque ou de l'insuffisance de lubrifiant articulaire, ce qui conduit à la formation d'ostéophytes.

La raideur articulaire et le crépitement osseux peuvent être accompagnés de douleurs à l'articulation. Ces douleurs s'intensifient avec la pratique d'activités sportives dans un premier stade. Dans un stade développé, ils peuvent surgir à la pratique d'activités quotidiennes tels que marcher, monter ou descendre un escalier (Turcot, 2007).

Tableau 1.1 L'arthrose : approche diagnostique et thérapeutique
Tiré de Bessette (2001)

Signes Cliniques de la gonarthrose
Déformation en varus ou valgus, contracture en flexion
Atrophie du quadriceps
Gonflement osseux et épanchement intra-articulaire
Kyste de Baker
Douleur articulaire et péri-articulaire (bursite ansérine ou tendinite de la patte d'oie)
Articulaire avec douleur en flexion et crépitations
Instabilité ligamentaire dans les cas d'arthrose sévère

D'autres études ont montré que plusieurs personnes présentant des signes radiologiques de l'arthrose n'avaient aucun symptôme (Bagge et al., 1992). L'étude de Cohen, de Lara et d'Auquier (1982) réalisée sur 142 patients sur une période de plusieurs années a démontré que la douleur chez les patients apparaissent durant un laps de temps limité chiffré à 30 % de la durée totale de l'observation.

1.3.3.2 Diagnostic par plusieurs modalités d'imagerie

L'évaluation par les différentes modalités d'imageries joue un rôle important dans le diagnostic de la gonarthrose et de sa sévérité. Cette modalité d'évaluation permet également de faire le suivi de la progression de la pathologie. Il existe différentes modalités d'imagerie utilisées en rhumatologie qui permettent le diagnostic de la gonarthrose. Nous pouvons, entre autres, citer la radiographie conventionnelle, l'imagerie par résonnance magnétique (IRM) et l'arthroscanner. Ces types de diagnostic précisent la gravité de la gonarthrose et confirment les diagnostics faits par le médecin.

La radiologie conventionnelle

La radiologie conventionnelle est la modalité de référence pour le diagnostic de l'arthrose (Altman et al., 1983) (Figure 1.14). Elle représente la technique la plus utilisée pour l'évaluation de l'arthrose. L'examen radiographique standard consiste à prendre trois radiographies : une sur le genou de face et en extension (en charge), une deuxième à 30 ° de la flexion en charge avec les quadriceps contractés (en schuss), puis une dernière en défilé fémoro-patellaire à 30 ° et 60 ° de la flexion.

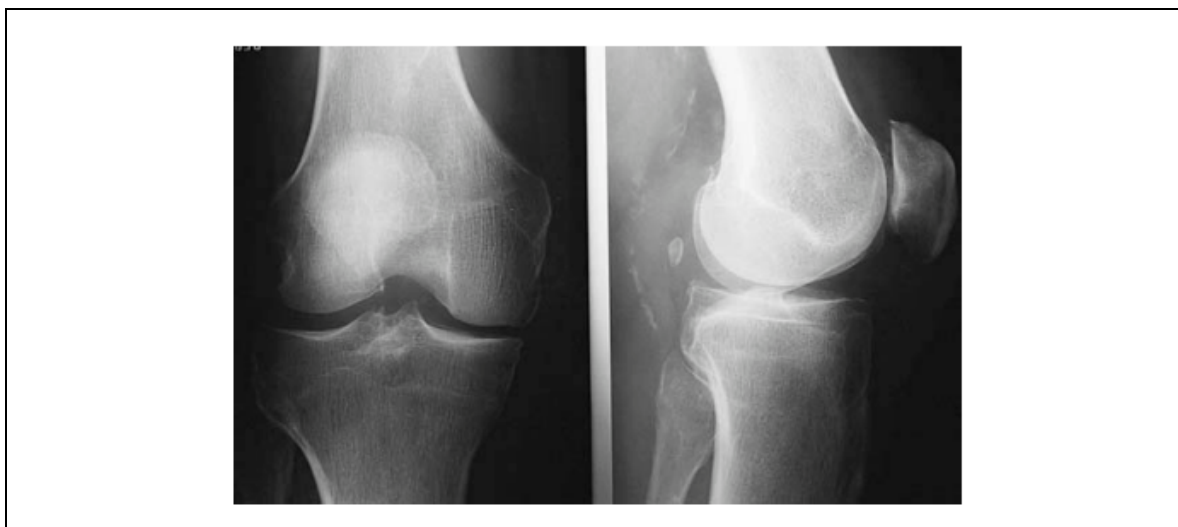


Figure 1.14 Deux images radiologiques du genou. À gauche, la radiographie montre le compartiment fémoro-tibial en bonne santé, tandis que la radiographie de droite montre un rétrécissement de l'espace articulaire.
Tirée de Michel Bonnin et Chambat (2008)

L'étude de Bessette et Choquettes, (2001) mentionne que la radiographie est insuffisante pour confirmer le diagnostic de l'arthrose. Par contre, elle nous renseigne sur le degré de sévérité de l'arthrose et permet de faire un suivi structural de la pathologie (Buckland-Wright, 2006).

L'imagerie par résonance magnétique

L'IRM permet de diagnostiquer la gonarthrose à un stade précoce (Abadie et al., 2004; Blumenkrantz et Majumdar, 2007; Eckstein, Mosher et Hunter, 2007). Elle constitue une évaluation multiplanaire à haute résolution. Le haut taux de contraste entre les images donne une meilleure reconnaissance des structures articulaires (os, tissus mous articulaires et péri-articulaires) (Abadie et al., 2004). La quantification de l'épaisseur cartilagineuse et la détection d'ostéophytes sont les points forts de l'IRM (Blumenkrantz et Majumdar, 2007). De plus, l'IRM détecte également les ruptures ligamentaires, les lésions méniscales et les inflammations articulaires (Conaghan et al., 2006).



Figure 1.15 Imagerie par résonance magnétique du genou d'un patient gonarthrosique montrant les différentes lésions, source de douleurs.
Tirée de David T.Frlson et Schaible (2009)

Malgré les avantages l'IRM, elle présente quelques lacunes. En effet, la séquence d'images IRM est réalisée en position couchée, ce qui ne tient pas compte du poids corporel à l'articulation du genou. De plus, les coûts liés à cette modalité de diagnostic sont très élevés.

Arthroscopie

L'arthroscopie du genou est une technique minimalement invasive qui combine l'intervention chirurgicale d'un côté et l'imagerie de l'autre. Par un ou plusieurs petits orifices et à l'aide d'un arthroscope (Chassaing et Lemoine, 2004), un liquide physiologique opaque est introduit au cœur de l'articulation du genou. L'arthroscopie permet de faire deux types d'évaluations : directe ou indirecte. L'évaluation est indirecte lorsqu'une radiographie est prise pour le diagnostic. Elle est directe à la suite de la visualisation des structures articulaires, méniscales ou ligamentaires à l'aide de la mini-caméra située au bout de l'arthroscope (Chassaing et Lemoine, 2004). Cependant, cette technique d'imagerie est considérée comme minimalement invasive et coûteuse (Ravaud, Ayral et Dougados, 1999).



Figure 1.16 Arthroscanner mettant en évidence une large ulcération du cartilage condylien médial.
Tirée d'Étienne André (2006)

1.3.3.3 Questionnaire

Les questionnaires représentent une autre forme d'évaluation complémentaire aux examens cliniques et aux méthodes d'imageries. Les questionnaires permettent d'évaluer l'échelle de douleur ressentie par le patient et introduisent un nouveau facteur complémentaire à l'examen du clinicien (de Bock et al., 1994). Par exemple, la gravité de la douleur peut orienter la décision du médecin sur le choix thérapeutique (Peat, Croft et Hay, 2001). Le questionnaire le plus reconnu est le *WOMAC* (Tableau 1.2). La section de douleur du *WOMAC* est l'une des échelles de douleur les plus recommandées pour les patients arthrosiques (Tsai et Tak, 2003) et il existe deux méthodes pour y répondre, soit par l'échelle de Lickert avec 5 réponses possibles (nulle = 0; minime = 1; modérée = 2; sévère = 3; extrême = 4), soit par une échelle analogique visuelle de 100 mm. Les questionnaires permettent aussi d'évaluer les symptômes et les limitations physiques et motrices d'un patient durant ses activités normales ainsi que l'évaluation de sa qualité de vie et de son état par rapport au traitement prescrit (Brazier et al., 1999; Garratt, Brealey et Gillespie, 2004).

Tableau 1.2 Les 24 questions de l'index du *WOMAC*
 Adapté du site : http://www.gera.fr/Downloads/Formation_Medicale/Genou-douloureux/womac%20+%20kellgren-lawrence.pdf

Douleur	Quelle est l'importance de la douleur ?
	Lorsque vous marchez sur une surface plane? Lorsque vous montez ou descendez les escaliers? La nuit, lorsque vous êtes au lit? Lorsque vous vous levez d'une chaise ou que vous vous asseyez? Lorsque vous vous tenez debout?
Raideur	Quelle est l'importance de la raideur de votre articulation
	Lorsque vous vous levez le matin? Lorsque vous bougez, après vous de vous assoir, couché ou reposé durant la journée?
Importance fonctionnelle	Quelle est l'importance de la difficulté que vous éprouvez à :
	monter ou descendre les escaliers vous relevez de la position assise? vous penchez en avant? entrer dans la voiture et en sortir? enfiler vos collants ou vos chaussettes? enlever vos collants ou vos chaussettes? vous asseoir sur le siège de la toilette et vous relever? faire le ménage « à fond » de votre domicile? faire l'entretien quotidien de votre domicile? marcher sur un terrain plat? vous asseoir, vous tenir debout? faire des courses? vous étendre sur le lit, sortir du lit?
Cotation	Deux systèmes : échelle de Lickert : (nul = 0; minime = 1; modéré = 2; sévère = 3; extrême = 4) ; échelle visuelle analogique de 100 mm.

1.4 Conclusion

Dans le chapitre, nous avons abordé l'articulation du genou, les différentes composantes qui la constituent et leur rôle dans sa dynamique. Nous avons également décrit la gonarthrose et les facteurs de risques menant à son apparition et à son évolution. Finalement, nous avons présenté les deux principales façons de diagnostiquer la gonarthrose. La première consiste en un examen radiologique par rayons X, imagerie IRM ou l'arthroscopie. Ces examens permettent de recueillir des données sur l'intégrité des structures du genou, mais ils ne permettent pas de décrire les aspects fonctionnels du genou puisqu'ils sont faits dans un état statique. De plus, la radiologie par rayons X est irradiante pour les patients. La deuxième façon consiste en une évaluation sommaire orthopédique pratiquée en cabinet médical par le médecin ou l'orthopédiste. Cette évaluation est constituée de différents tests manuels, de questionnaires et de mesures de force musculaire et d'amplitude articulaire. Les examens cliniques permettent de connaître l'impact de la blessure sur la fonction du genou. Néanmoins, ces examens ne sont pas assez sensibles pour permettre au clinicien de faire un choix éclairé quant au traitement à prescrire (Kurz et al., 2005; Rudolph, Schmitt et Lewek, 2007).

Par ailleurs, des études récentes ont montré que les données biomécaniques sont essentielles pour une évaluation fonctionnelle de l'état du genou (Hunter, 2009; Kurz et al., 2005; Lam et al., 2009; Webster et al., 2005). Au chapitre 2, nous présentons les aspects reliés aux données biomécaniques du genou.

CHAPITRE 2

LA BIOMÉCANIQUE DU GENOU

2.1 Introduction

L'étude de la biomécanique du genou décrit la fonction de l'articulation du genou en termes de composantes mécaniques (McLeod, 1980). Les données biomécaniques peuvent être cinétiques tridimensionnelles (3D) (forces de réaction au sol), cinématiques (mouvements des os du genou) et accélérométriques (accélération des mouvements à proximité du centre de gravité du genou). Dans le cadre du projet de recherche, les données biomécaniques utilisées correspondent à la cinématique du genou, à savoir le déplacement angulaire du tibia par rapport au fémur en fonction du cycle de marche.

Le présent chapitre offre une mise en contexte de la cinématique du genou pour mieux comprendre la problématique reliée à ces travaux de recherches. Il présente le cycle de marche avec ses différentes phases (Section 2.2) et décrit les données cinématiques du genou (Section 2.3).

2.2 Cycle de marche

La marche est le moyen de déplacement naturel de l'être humain durant lequel les membres inférieurs sont fortement sollicités. Les personnes souffrant de pathologie aux membres inférieures ont tendance à avoir des perturbations sur l'effort musculaire et à faire plus d'effort pour des petits mouvements. Leur schéma de marche est, par conséquent, une combinaison de mouvements normaux et anormaux.

De nos jours, les chercheurs des laboratoires d'analyse de mouvement cherchent de nouvelles techniques de diagnostic en exploitant le cycle de marche des personnes pour prédire une déformation ou une pathologie. L'utilisation d'une telle approche permet aux cliniciens de façonner leur verdict par rapport à une consultation grâce à la cueillette de données non

visibles à l'œil nu. La compréhension du cycle de marche doit être acquise par tous les spécialistes du domaine de la santé : médecins, cliniciens, kinésithérapeutes, prothésistes, orthésistes et ingénieurs (Perry, 2010).

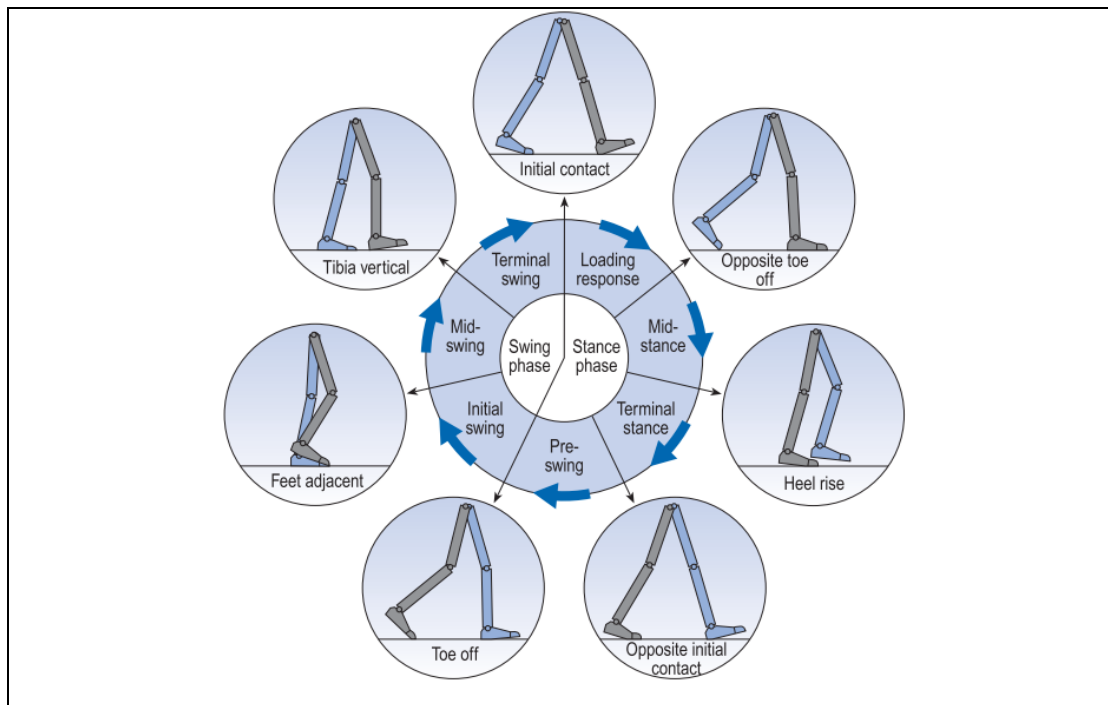


Figure 2.1 Cycle de marche normale du pied droit (en gris).
Tirée de Whittle (2003)

La marche est une série de mouvement des membres inférieurs permettant la translation du corps vers l'avant. Au cours de son déplacement, les deux membres inférieurs subissent des pressions du poids corporel : l'un constitue la source de soutien tandis que l'autre constitue la source de mobilité. Ils permutent de fonction tout au long de la durée de la marche. Le transfert du poids corporel d'un membre à un autre se fait au contact des deux membres avec le sol. Une seule séquence de cette transition de marche est appelée cycle de marche (CM). Pour simplifier le cycle, nous choisissons la période du contact du pied au sol comme repère de début et de fin de cycle. Le CM est un intervalle entre deux occurrences successives d'un événement répétitif de la marche (Whittle, 2003).

Le cycle de marche se divise en deux phases : la phase d'appui (*Stance phase*) et la phase d'envol (*Swing phase*). La phase d'appui représente 60 % du cycle de marche (Figure 2.2). Elle désigne la période durant laquelle le pied touche le sol pour soutenir le poids corporel. Durant la phase d'envol, qui représente les 40 % du cycle de marche, le pied est en suspension avant de passer à la phase d'appui suivante (Perry, 2010).

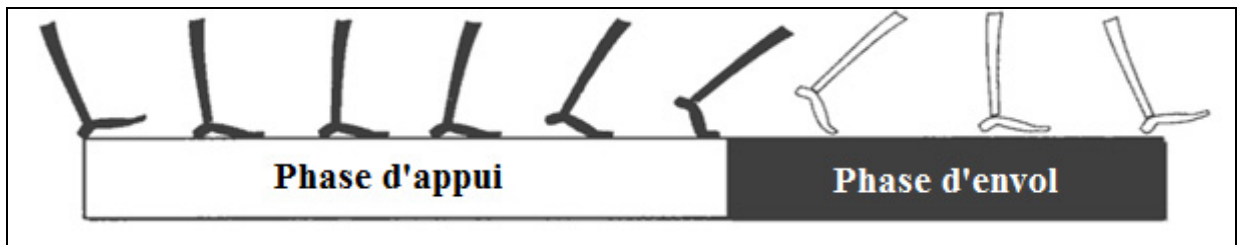


Figure 2.2 Cycle de marche normal composé d'une phase d'appui et d'une phase d'envol.

Adaptée de Perry (2010)

Tableau 2.1 La période de contact du pied au sol
Tiré de Perry (2010)

Phase d'appui (<i>Stance</i>)	60 %
Phase de mise en charge	10 %
Phase de milieu d'appui	40 %
Phase de fin d'appui	10 %
Phase d'envol (<i>Swing</i>)	40 %

2.2.1 Phase d'appui

La phase d'appui est la période durant laquelle la jambe touche le sol. Cette phase peut être divisée en cinq sous-phases selon le rôle du genou et du pied pendant le CM normal (Figure 2.3) (Fuentes, 2010).

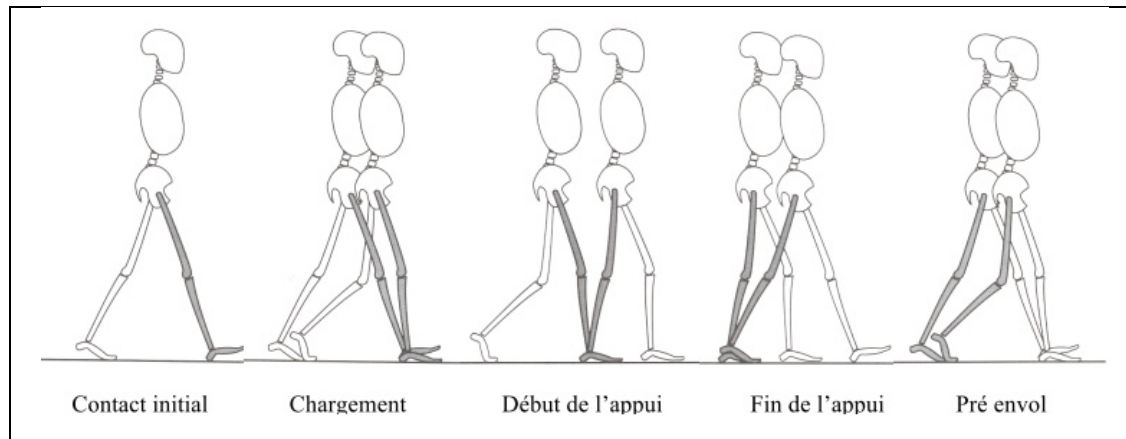


Figure 2.3 Sous-phases de la phase d'appui.
Tirée de Fuentes (2010)

Contact initial : 1 à 2 % du CM

Le contact initial se manifeste par l'amortissement du mouvement de la jambe avec le sol. Le contact du pied au sol assure la stabilité de la jambe.

Phase de chargement : 1 à 10 % du CM

Le genou continue sa progression vers l'avant et il se stabilise tout en absorbant le poids corporel. Le genou est une articulation qui assure, en même temps, la stabilité et la mobilité.

Milieu de la phase d'appui : 10 à 30 % du CM

Durant cette phase, le corps pivote par-dessus le pied qui est au sol. L'articulation du genou assure principalement la stabilité des membres inférieurs.

Fin de la phase d'appui : 30 à 50 % du CM

Durant cette phase, le genou connaît un mouvement de flexion complet, ce qui lui permet d'allonger la longueur du pas. Le genou assure la stabilité du corps pendant l'appui unipodal.

Phase de préenvol : 50 à 60 % du CM

Le genou permet à la jambe de se mettre dans une position adéquate pour effectuer une poussée vers l'avant.

2.2.1 Phase d'envol

La phase d'envol est la période durant laquelle le pied est en suspension à la recherche d'un nouveau point de déplacement. Cette phase se divise en trois sous-phases selon le rôle du genou et du pied pendant le CM normal (Figure 2.4) (Fuentes, 2010).

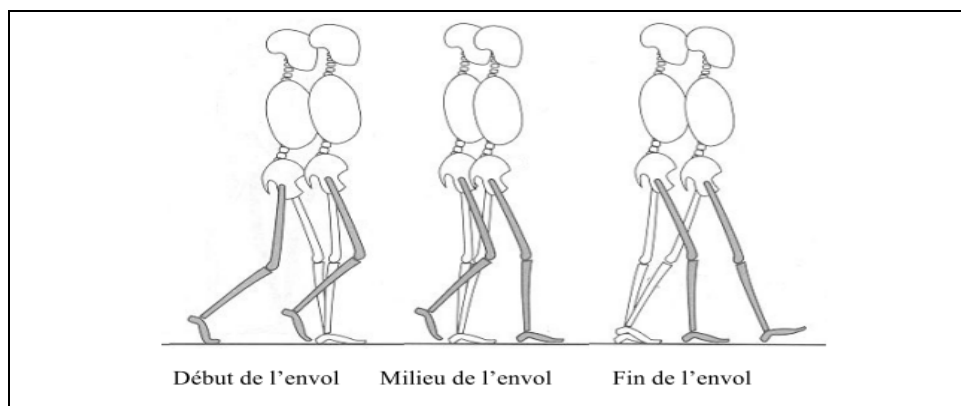


Figure 2.4 Sous-phases de la phase d'envol.
Tirée de Fuentes (2010)

Début de la phase d'envol : 60 à 73 % du CM

Le genou subit une flexion pour libérer le pied du sol tout en fournissant une progression de la jambe vers l'avant.

Milieu de la phase d'envol : 73 à 87 % du CM

Durant cette phase, le genou subit une extension passive soutenue par l'impulsion générée par la flexion de la hanche.

Fin de la phase d'envol : 87 à 100 % du CM

Le genou ralentit son extension pour préparer le contact au sol. Cette phase marque la fin de du déplacement de la jambe vers l'avant.

2.3 La cinématique du genou

La cinématique du genou est l'étude des mouvements des segments osseux constituant l'articulation tout en quantifiant leurs déplacements. La cinétique articulaire du genou correspond aux forces et aux moments appliqués à l'articulation durant le CM. Ces forces influencent la cinématique du genou selon les trois plans de mouvement. Le mouvement principal du genou est la flexion-extension qui combine un roulement suivi d'un glissement dans le plan sagittal. Il existe d'autres mouvements complémentaires tels que l'adduction-abduction et la rotation interne-externe.

2.3.1 Axes rotationnels du genou

L'articulation du genou est une articulation complexe dotée de trois principales axes de rotation qui changent avec l'angle de rotation, de flexion et d'extension (Pollo, Jackson et Komdeur., 2003). Le genou pivote sur six axes de liberté : adduction-abduction, flexion-extension et la rotation interne-externe (Ramsey et Wretenberg, 1999) (Figure 2.5). Ainsi, cette articulation a la propriété de bouger selon trois plans de rotation : sagittal, transversal et frontal. Pour réaliser une étude complète sur le mouvement du genou, il faut donc tenir compte des trois plans (Figure 2.6).

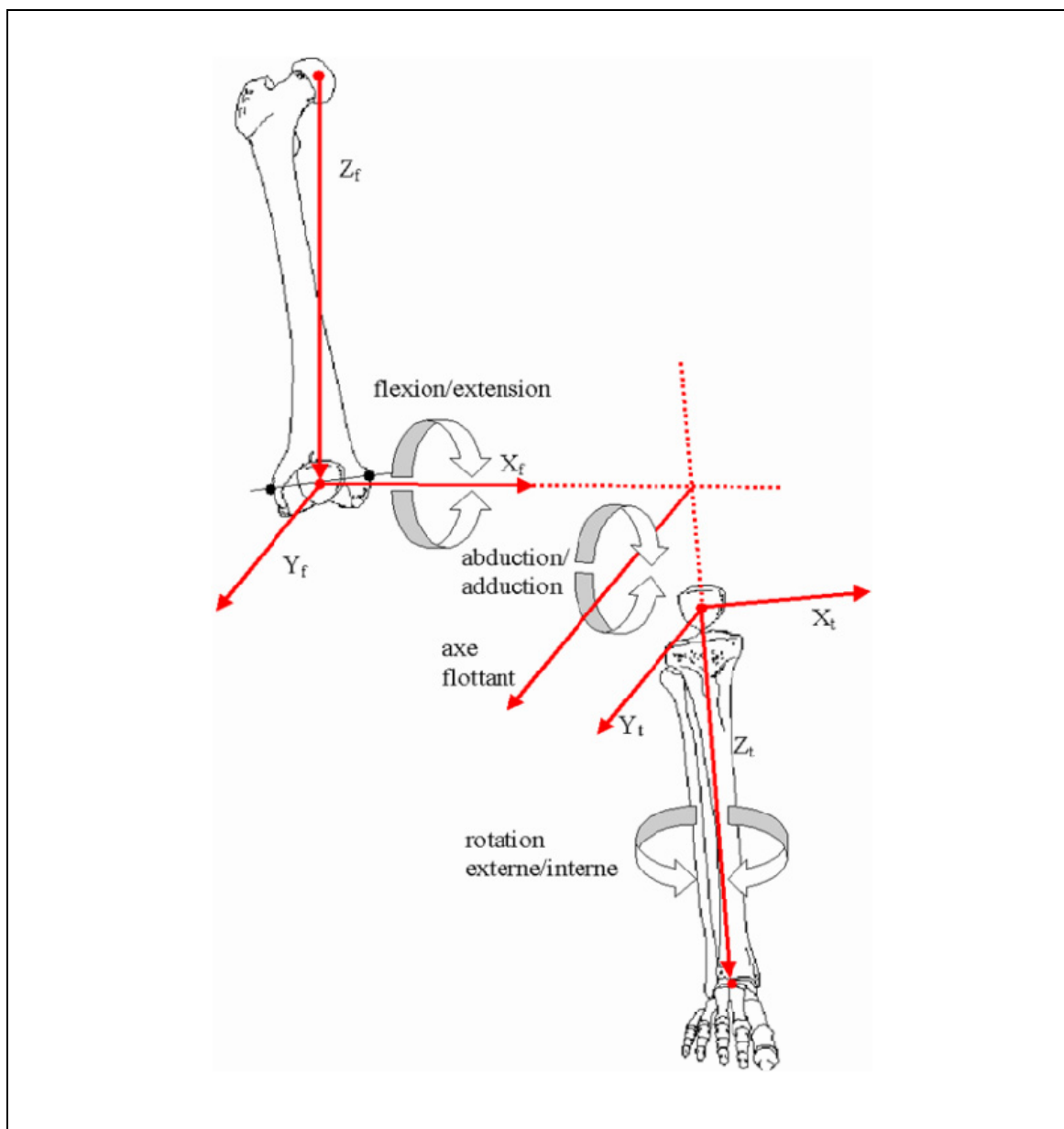


Figure 2.5 Axes de rotation du genou.
Tirée de Boivin (2010)

Durant un CM, le principal mouvement du genou est la flexion et l'extension accompagnées par une petite rotation interne-externe. Les variations de mouvements d'adduction-abduction ne peuvent pas être remarquées visuellement chez les personnes ayant des troubles de l'articulation du genou, puisque leur variation d'amplitude n'est pas très importante (Whittle, 2003).

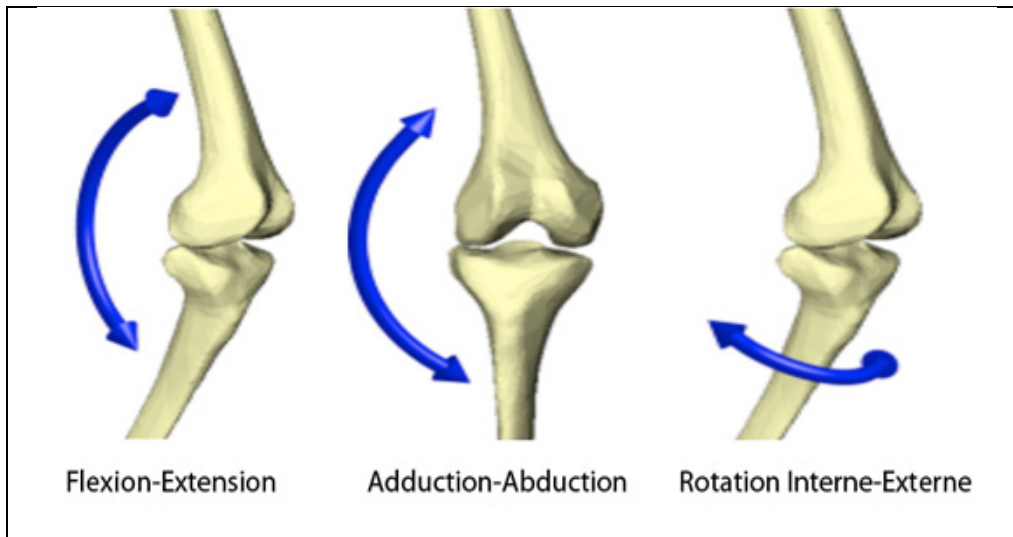


Figure 2.6 Les trois mouvements de rotation du genou.
Tirée du site <http://www.boutiquecourir.com/caps-2010-01-04.html>

2.3.2 La flexion-extension du genou

Il s'agit d'un mouvement de roulement et de glissement des condyles fémoraux sur les plateaux tibiaux. Le genou est à 0° de flexion en extension presque complète si le pied touche le sol. Au début, la flexion commence par un glissement isolé, puis un roulement (Figure 2.7 (a)) se manifeste progressivement jusqu'à l'atteinte de 60 % du mouvement (entre 60° et 90°) et, finalement, le roulement diminue et la flexion se limite par un glissement pur (Figure 2.7 (b)). Le mouvement de flexion-extension est le mouvement angulaire sur le plan sagittal autour de l'axe médio-latéral du fémur (Figure 2.5).

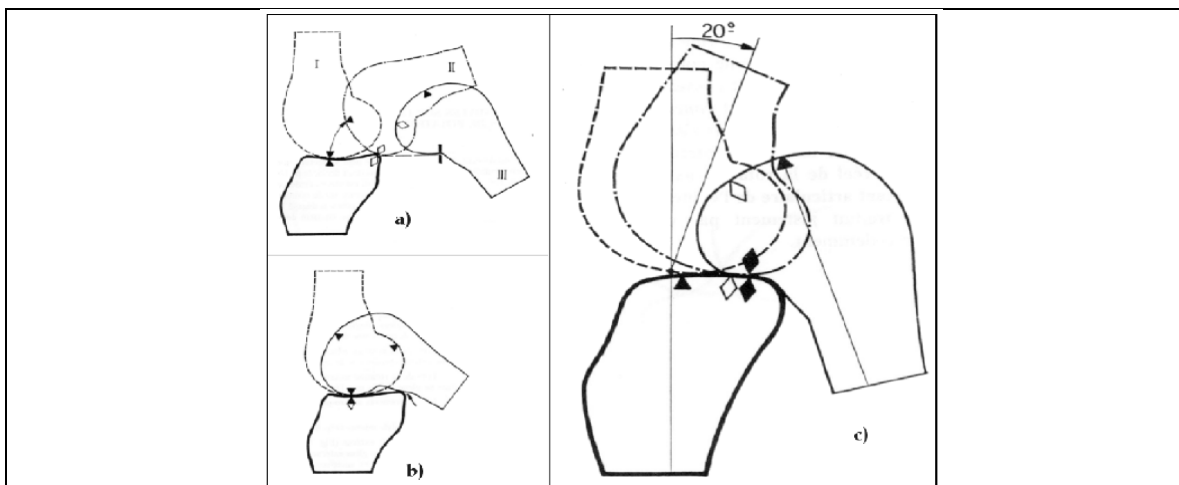


Figure 2.7 La flexion du genou : a) Effet de roulement pur; b) Effet du glissement pur; c) Principe de roulement et de glissement du genou.
Tirée de Laurent (2003)

Le mouvement de flexion-extension est toujours calculé par rapport à l'axe référentiel de la cuisse. La figure suivante montre que si la hanche est fléchie, la flexion peut atteindre les 140 °. Par contre, si la hanche est en extension, la flexion n'est que de 120 °. (Figure 2.8).

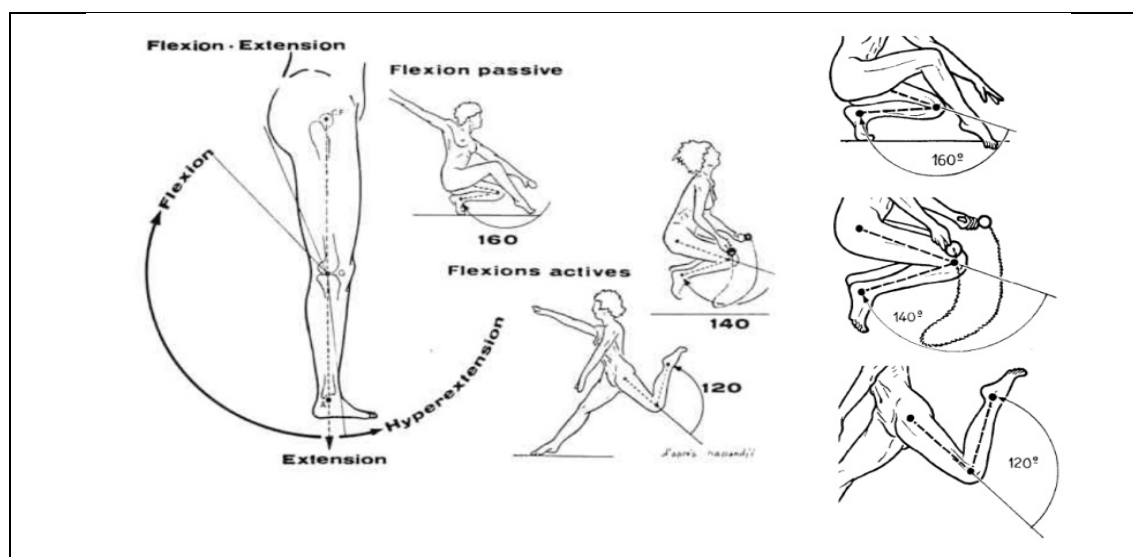


Figure 2.8 Mouvements de flexion-extension du genou.
Tirée de Kapandji (1994) et Laurent (2003)

Dans un CM normal, le genou subit une série de mouvements de flexion-extension répartis sur différentes phases (Tableau 2.2) :

Tableau 2.2 Les différents mouvements de flexion-extension du genou durant un CM normal
Adapté de Turcot (2007)

Phases	Mouvements
Contact initial	Extension
Chargement	Flexion à 15 °
Appui intermédiaire	Extension
Appui final	Finalisation de l'extension
Pré envol	Flexion passive
Initiation de l'envol	Flexion
Envol intermédiaire	Extension passive
Envol final	Extension

2.3.3 Rotation interne-externe du genou

Durant le mouvement de flexion-extension, le genou subit des mouvements de rotation interne-externe en raison de certains facteurs anatomiques tels que les formes asymétriques des extrémités osseuses du fémur et du tibia et la longueur et l'orientation des ligaments latéraux (Tableau 2.3). Nous parlons de rotation externe pendant le mouvement d'extension du genou, et de rotation interne pendant le mouvement de flexion du genou. La rotation du genou ne se déroule qu'avec le genou fléchi (Figure 2.9). Une rotation interne peut atteindre les 30 ° (Figure 2.9 (a)), tandis que la rotation externe peut atteindre les 40 ° (Figure 2.9 (c)) par rapport à la position référence normale (Figure 2.9 (b)). Le mouvement de rotation

interne-externe consiste en un mouvement angulaire qui se déroule dans le plan transverse autour de l'axe longitudinal du tibia (Figure 2.5).

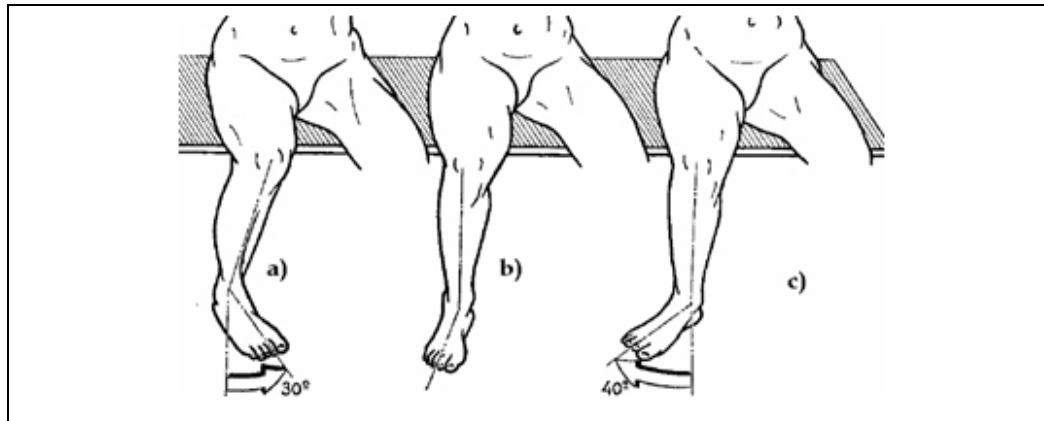


Figure 2.9 Les degrés de flexion du genou par rapport à la position de référence (b).
Tirée de Laurent (2003)

Tableau 2.3 Les principaux facteurs anatomiques en rapport avec
le mouvement de rotation interne-externe du genou
Tiré de Laurent (2003)

Formes asymétriques des extrémités osseuses du fémur et du tibia
L'inégalité des courbures condyliennes
La forme des cavités glénoïdes
La longueur et l'orientation des ligaments latéraux

2.3.4 Adduction-abduction du genou

L'adduction-abduction (Figure 2.10) est le mouvement du tibia par rapport au fémur en varus-valgus. Le mouvement d'adduction resserre la zone fémoro-tibiale interne avec un écartement de la zone fémoro-tibiale externe, tandis que le mouvement d'abduction écarte la zone fémoro-tibiale interne avec un resserrement de la zone fémoro-tibiale externe. Le

mouvement d'adduction-abduction est calculé par les mouvements angulaires sur le plan frontal autour de l'axe flottant perpendiculaire à l'axe médio-latéral du fémur et à l'axe longitudinal du tibia (Figure 2.5).

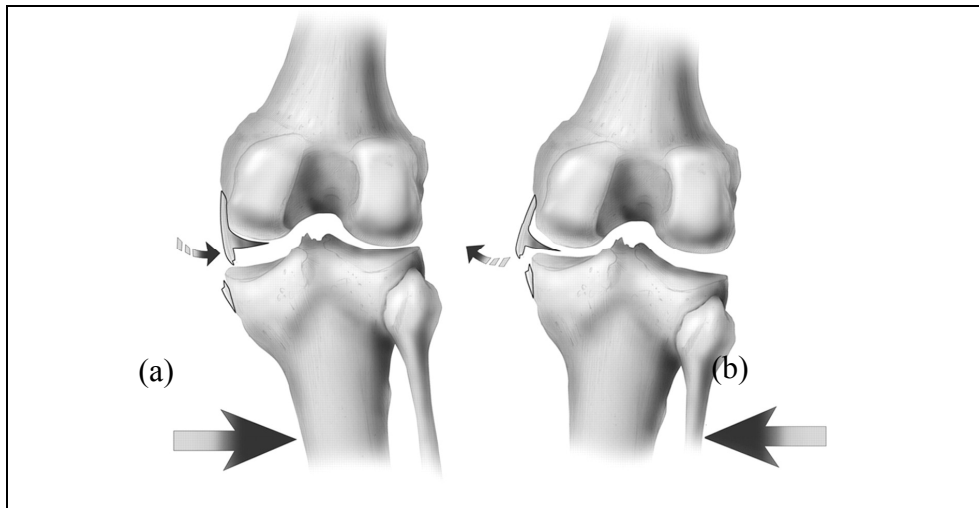


Figure 2.10 Mouvement d'abduction (a) et d'adduction (b) du genou droit.
Tirée de Sims et Jacobson (2004)

2.4 Acquisition des données cinématiques du genou

Le système d'acquisition des données biomécaniques est constitué de marqueurs, de caméras et d'un tapis roulant. Les trajectoires des marqueurs sont suivies par un système de saisie de mouvements tridimensionnelle (3D). Les systèmes de saisie de mouvements sont généralement composés de caméras optoélectroniques qui permettent de suivre les coordonnées 3D des marqueurs actifs (CODA, Dynamics Charnwood, Optotrak, Northern Digital et NDI) ou passifs (VICON et Motion Analysis) placés sur des parties sous-jacentes à l'articulation du genou. Les marqueurs passifs envoient des signaux infrarouges vers les marqueurs et détectent leur réflexion à l'aide de plusieurs caméras (un minimum de 2 à 3, mais 6 à 8 caméras sont souvent recommandées). Les marqueurs actifs sont sous forme de diodes électroluminescentes (DEL) qui sont alimentés et câblés. Chaque DEL envoie une séquence d'impulsions qui est par la suite enregistrée par trois caméras montées sur des bases fixes.

Il existe deux approches de fixation des marqueurs sur les participants. La première approche consiste à placer le marqueur directement sur la peau et généralement sur un repère osseux anatomique. La deuxième approche consiste à fixer un ensemble d'au moins trois marqueurs à chaque segment de membre, soit directement sur la peau, soit sur une structure rigide. La figure 2.11 présente un système de fixation non invasive du genou (Knee KG, Emovi, Montréal, Canada).



Figure 2.11 Système d'attache conçu et validé par (Hagemeister et al., 2005; Labbe et al., 2008)

2.5 Conclusion

Les troubles du genou sont de plus en plus fréquents et les appareils qui sont sur le marché pour diagnostiquer les blessures des articulations ne permettent de voir qu'une image statique des os ou des ligaments. Il existe plusieurs instruments sur le marché en termes d'investigation radiologique tel que les rayons X qui sont essentiels pour voir s'il y a une fracture ou non; ou bien l'imagerie par IRM qui est essentielle pour d'autres types indications qui permet, par exemple, de confirmer ou non l'existence d'une lésion méniscale, mais qui ne permet pas de savoir si la symptomatologie ou le trouble du patient est vraiment secondaire à cette blessure.

Étant donné que les personnes gonarthrosiques éprouvent beaucoup de douleur lorsqu'ils sollicitent leur genou, l'examen biomécanique du genou permet donc une meilleure compréhension du comportement de l'articulation et permet ainsi de découvrir ce que les autres investigations technologiques ne peuvent pas détecter. Il présente un examen complémentaire avec tous ce qui existe déjà : l'évaluation du médecin, l'évaluation physique et l'évaluation à base de radiologie. Grâce à l'introduction et à la promotion de la technologie informatique, le mouvement biomécanique est ainsi mieux analysé.

CHAPITRE 3

LA CLASSIFICATION

3.1 Introduction

La classification des formes est un domaine important de l'informatique dans lequel les recherches sont particulièrement actives. Il existe en effet un très grand nombre d'applications qui peuvent nécessiter un système de classification automatique telles que la classification de l'écriture, de la parole et des données biomécaniques.

L'introduction et la promotion de la technologie dans l'aide au diagnostic du cycle de marche sont devenues très répandues. En effet, cette technologie permet d'effectuer des mesures très complexes et très précises du mouvement biomécanique de l'être humain sur un intervalle de temps très court. L'analyse du cycle de marche présente un outil non invasif pour le calcul des facteurs mécaniques impliqués dans les processus pathologiques tel que l'arthrose du genou (OA) (Astéphen et Deluzio, 2004). De nos jours, la problématique n'est plus de reproduire les données du mouvement biomécanique de l'être humain, mais surtout de savoir comment les utiliser afin qu'elles soient cliniquement interprétables (Whittle, 2003). L'introduction de cette méthode dans le domaine médical comme évaluation d'aide au diagnostic non invasive comporte quelques contraintes : les données sont de grande dimension et difficiles à interpréter par les cliniciens (Deluzio et Astéphen, 2007; Jones et al., 2006; Jones, Holt et Beynon, 2008).

Bien qu'il existe plusieurs études et procédés pour représenter le bon cycle de marche, l'applicabilité clinique de ce dernier reste encore restreint par le manque de techniques appropriées pour l'analyse des données (Astéphen et Deluzio, 2004). Par conséquent, plusieurs programmes informatiques et statistiques ont été introduits pour la classification et la compréhension des données biomécanique de grande envergure.

Au cours des dernières décennies, le volume des bases de données a fortement augmenté et la notion du temps est devenue un critère primordial en raison de la nature complexe des troubles réels. Il y a plusieurs années, l'homme s'est lancé à la recherche de plusieurs techniques de classifications automatiques de données. L'un des premiers ouvrages de base est celui de Sokal et Sneath (1963). Depuis, plusieurs recherches et études se sont intéressées au domaine de la classification pour faciliter l'extraction des données là où elles sont en grand nombre et les critères de sélection moins visibles.

Les techniques de la classification de données sont reconnues par leurs propriétés d'exploitations multidimensionnelles. Leur rôle est de fouiller les données pour ressortir les hypothèses les plus pertinentes qui seront vérifiées par la suite. (Jean-Pierre Nakache et Confais, 2005). L'objectif des méthodes de classification est de regrouper les objets du même groupe entre eux sous forme de classes en s'appuyant sur un ensemble d'études. Le processus d'un classificateur normal est défini comme suit : (i) explorer les données; (ii) prétraiter les données; (iii) réduire la dimension des données (dans certains cas); (iv) ressortir les résultats (Figure 3.1). L'évaluation d'un classificateur est vérifiée par la comparaison des résultats obtenus avec les hypothèses posées au début.

Ce chapitre regroupe deux parties. La première s'articule autour de la classification de formes qui présente (i) le prétraitement des données, (ii) la sélection des caractéristiques, (iii) les différents types de classificateurs ainsi que les méthodes d'évaluations. La deuxième section regroupe les principaux travaux de recherches en lien avec la classification de données biomécaniques du genou.

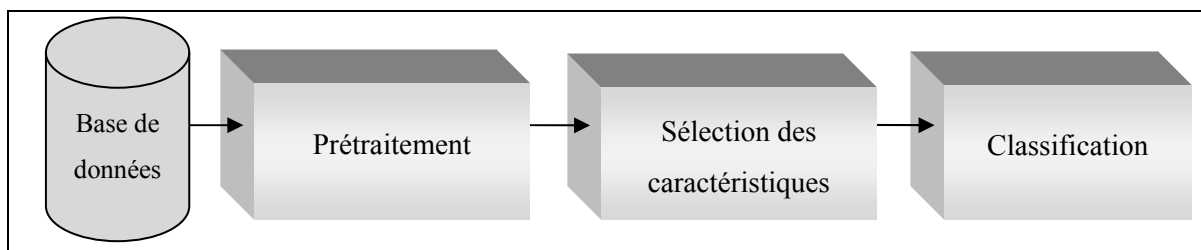


Figure 3.1 Le processus de classification de données.

3.2 La classification de formes

3.2.1 Le prétraitement des données

Le but du prétraitement est, d'une part, de réduire la variabilité causée par les conditions d'acquisition des données et, de l'autre, d'éliminer les distorsions et les données inutiles, ce qui permet de consolider la robustesse globale d'un système de classification. La normalisation des données est souvent considérée comme un prétraitement qui permet de comparer les bonnes valeurs entre elles. L'une des techniques la plus utilisée pour une normalisation d'amplitude, que nous pouvons citer, est la méthode de normalisation des min-max. Cette méthode consiste à mesurer l'écart entre n'importe quelle donnée par rapport à la valeur minimale. Voici la formule :

$$x^* = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (3.1)$$

où $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ est un vecteur de n dimension qui représente les données.

Une autre méthode, souvent utilisée, est la normalisation par le *test Z* (Mendenhall, Beaver et Beaver, 2006). Elle consiste à calculer l'écart entre la valeur de la variable et la moyenne de toutes les données \bar{X} , puis elle est pondérée par rapport à l'écart type $\sigma(X)$ total des variables. Voici la formule :

$$x^* = \frac{X - \bar{X}}{\sigma(X)} \quad (3.2)$$

3.2.2 Sélection des caractéristiques

Cette étape consiste à trouver des caractéristiques utiles pour représenter les données, ce qui peut être fait par l'utilisation d'une des techniques de réduction de la dimension pour réduire le nombre des attributs et ne retenir que les principaux. L'analyse en composantes principales

(ACP) est parmi les algorithmes de réduction de dimension le plus souvent employé dans la littérature.

3.2.3 La classification

Au cours des dernières décennies, grâce à l'avancement technologique dans les différents domaines de la recherche, la taille des bases de données a grandement augmenté. Plusieurs études et recherches se sont penchées sur les techniques de fouilles des données pour extraire les données pertinentes là où elles sont difficiles à interpréter. Le *data mining*, aussi connu sous l'exploration des données, est le procédé qui traite les données de grandes dimensions pour les rendre plus compréhensibles et les transformer en une entité intelligible. L'utilisation de ce savoir dans les domaines professionnels permet de découvrir les corrélations significatives qui peuvent coexister entre les données elles-mêmes, les extraire et enfin les exploiter. Plusieurs domaines d'application ont adopté le *data mining* comme stratégie d'analyse des données, de prédiction, de détection des données et de recherche des critères de sélection. L'une des applications la plus répandue et la plus importante du *data mining* est la classification automatique des données. Elle consiste à traiter les données pour trouver celles cachées qui pourront amener à classer et à affecter chaque objet à sa propre classe. Le principe de base est de trouver les variations inter-classes ou intra-classes qui permettront le regroupement des objets en classe. Nous pouvons citer, par exemple, le rapport de similarité entre les objets et les groupes. Ce rapport doit être très élevé pour les objets du même groupe et très faible entre les objets de différents groupes.

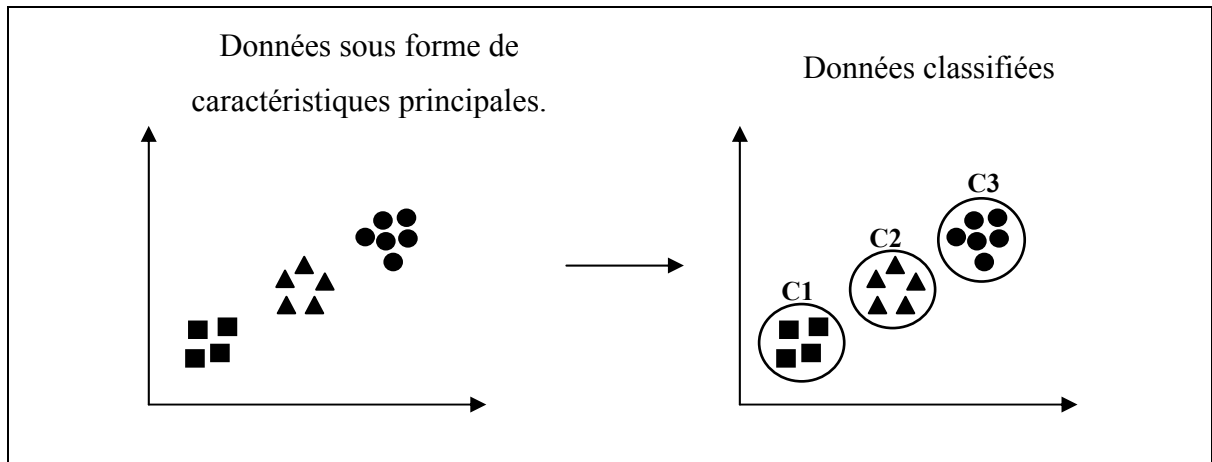


Figure 3.2 Le principe de la classification.

Les algorithmes de classification de données sont répartis en deux grandes familles : la famille des classificateurs supervisés où l'algorithme doit apprendre par des exemples pré-classés et la famille des classificateurs non supervisés où l'algorithme doit prédire le groupe d'appartenance de chaque objet en fonction des relations co-existantes entre eux.

3.2.3.1 La classification supervisée

La classification supervisée est une méthode qui permet d'apprendre par des exemples pré-classifiés. L'algorithme doit apprendre et trouver les relations existantes entre les différentes classes. La classification supervisée est décomposée en deux phases : la phase d'apprentissage et la phase de décision. La phase d'apprentissage consiste à extraire un sous-ensemble d'apprentissage Ω de l'ensemble X qui nous permettra de déterminer la meilleure fonction de classification φ (Figure 3.3). La phase de décision consiste à classer à l'aide de la fonction de classification φ les nouveaux objets n'appartenant pas à l'ensemble d'apprentissage Ω (Figure 3.4). L'algorithme de la classification supervisée est décrit dans la figure 3.5.



Figure 3.3 Phase d'apprentissage du processus de classification.

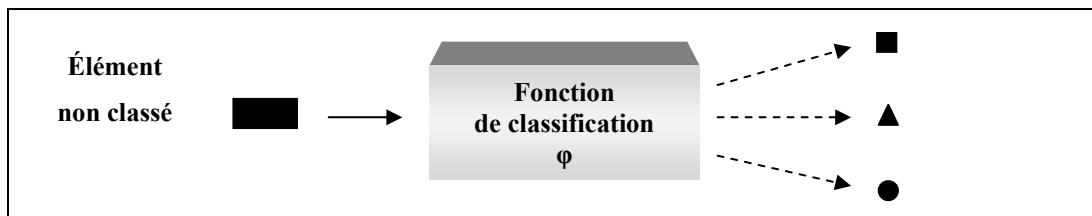


Figure 3.4 Phase de décision du processus de classification.

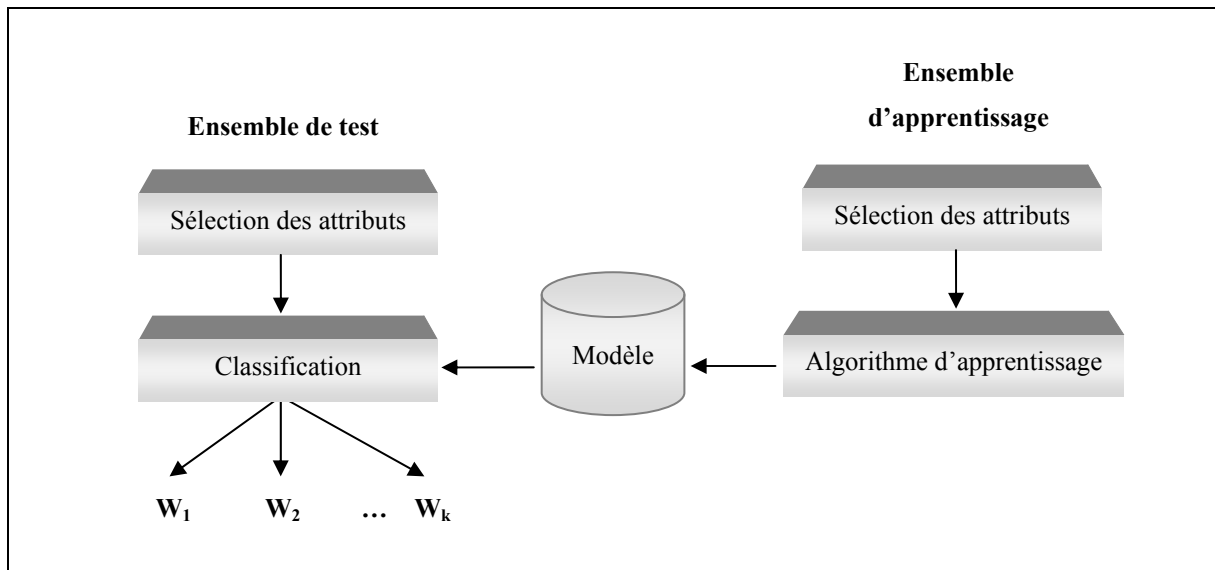


Figure 3.5 Processus d'une classification automatique supervisée.

Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisés les plus utilisées, nous trouvons les machines à vecteurs de support (SVM), le K plus proche voisin (KNN), les réseaux de neurones et les arbres de décision.

Les machines à vecteurs de support SVM

Les machines à vecteurs de support, connues sous l'abréviation anglaise SVM (*Support Vector Machine*), est l'une des méthodes d'apprentissage supervisés la plus utilisée et la plus facile à intégrer dans un processus de classification (Hsu, Chang et Lin, 2003). Les SVM ont été créées par Vladimir Vapnik (1995) et leur solide base théorique a fait d'elles un outil opérationnel très important dans le domaine de la classification (Lingras et Butz, 2007; M. Hasan et Boris, 2006). Elles se basent sur les fonctions de noyau qui sont reconnues par leur simplicité à séparer les données. Le principe des SVM consiste à trouver un classificateur séparateur de données capable de maximiser la distance entre deux classes (Mohamadally et Fomani, 2006). La figure 3.6 ci-dessous schématise deux types de séparateurs hyperplans entre deux classes de points (John, Shawe-Taylor et Cristianini, 2000) :

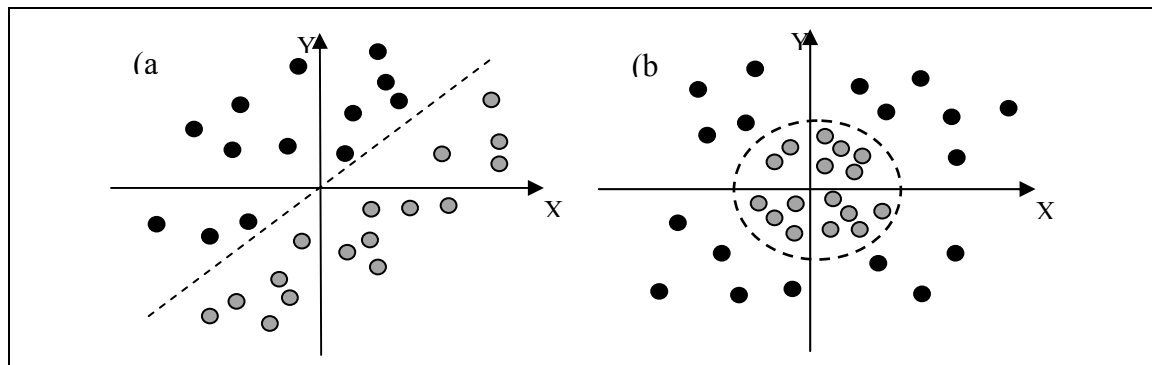


Figure 3.6 Problème de discrimination à deux classes avec un séparateur linéaire (a) et un séparateur non linéaire (b).

Tirée de John, Shawe et Cristianimi (2000)

Il existe deux types de séparateurs SVM : le modèle linéairement séparable (Figure 3.6 [a]) est un modèle simple qui permet de trouver rapidement le séparateur hyperplan optimal. Le modèle non linéairement séparable (Figure 3.6 [b]) est souvent utilisé pour résoudre des problèmes réels plus complexes. Cependant, le temps de calcul est très grand. Il existe une multitude d'hyperplans pouvant séparer les classes en deux. Les SVM peuvent choisir le meilleur hyperplan appelé « hyperplan optimal ».

K plus proche voisin

Le K plus proche voisin (*K Nearest Neighbor classifier*) est l'un des algorithmes de classification le plus utilisé dans les domaines de reconnaissance de formes. Le principe de ce classificateur consiste à chercher, dans un ensemble d'échantillons de référence, les K plus proches voisins d'un nouvel échantillon à classer. Une fois les K échantillons déterminés, nous procédons à une règle de vote majoritaire pour trouver la classe d'appartenance (Quang, 2005). Le classificateur K plus proche voisin est défini par deux paramètres : le nombre de voisin K et la fonction de similarité qui a pour rôle de comparer un nouveau cas avec les données de référence. La distance euclidienne représente la fonction de similarité la plus souvent utilisée. Elle est décrite selon l'équation (3.3) :

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{c=1}^n (x_{ic} - x_{jc})^2} \quad (3.3)$$

Où d est la distance euclidienne dans l'espace R^n , n est la dimension de nos caractéristiques, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})$ est un nouvel élément à classer et $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \dots, x_{jn})$ est un élément pré-classé.

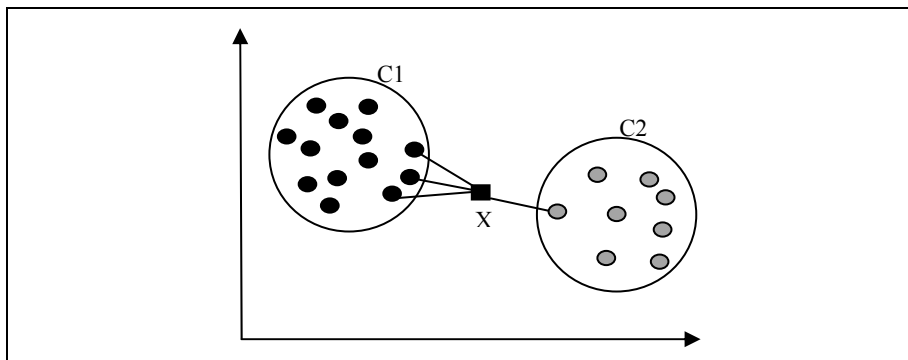


Figure 3.7 Distance euclidienne entre X et les deux classes $C1$ et $C2$

Pour trouver le groupe d'appartenance du point X (Figure 3.7) à l'aide du classificateur KNN ($k = 4$), nous cherchons les quatre plus proches voisins en calculant la distance euclidienne entre l'élément X et les éléments des deux groupes. Voici un exemple parmi les quatre proches voisins trouvés : trois voisins appartiennent à la classe C1 et un seul voisin appartient à la classe C2. Par majorité, l'élément X est classifié membre de la classe C1.

La facilité d'intégration et de mise en œuvre de l'algorithme, en plus de son efficacité à classifier les classes réparties de manière irrégulière, représentent les points forts du classificateur KNN. Cependant, il y a des inconvénients. En effet, l'introduction d'un groupe de données d'apprentissage pour la classification peut influencer la totalité du résultat. Il suffit d'avoir un cas particulier ou un cas mal classé pour induire tout le résultat en erreur. Autre inconvénient : Le temps d'exécution de l'algorithme dépend directement de la taille de la base de données d'apprentissage.

Les réseaux de neurones

Inspirés du fonctionnement des réseaux de neurones, les algorithmes de ces réseaux ont connu de très grand succès dans leur implantation dans les différents domaines de recherche, de traitement de signaux, de cryptographie, etc. Ils ont la capacité de mémoriser des connaissances de façon expérimentale pendant un processus d'apprentissage et d'affecter un poids (coefficient) pour chaque connexion de neurones afin de mémoriser la connaissance (Gosselin, 1996).

Les réseaux de neurones sont constitués d'un grand nombre d'unités élémentaires de traitement, appelées neurones formels, qui opèrent en parallèle. La fonction d'un réseau de neurones est déterminée par la topologie des connexions entre ses unités, par l'intensité de ses connexions et par le type de traitement effectué dans chacune de ses unités. De tels réseaux peuvent assurer des tâches de haut niveau comme la classification et l'optimisation. De façon générale, un réseau de neurones est composé de trois couches : la couche d'entrée, la couche

cachée et la couche de sortie. La figure ci-dessous schématise l'emplacement de chaque couche :

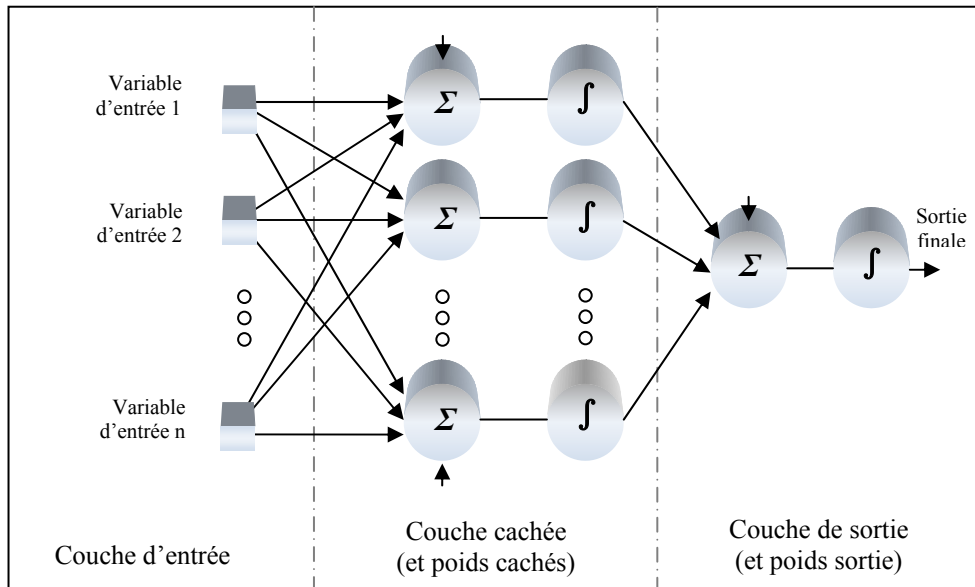


Figure 3.8 Topologie d'un réseau de neurones.

Les réseaux de neurones sont parmi les méthodes de classification les plus efficaces et les plus utilisées dans les différents domaines de la recherche. Leur rapidité et leur efficacité à traiter les données de grande envergure et la possibilité de les combiner avec d'autres méthodes de classification leur confèrent de la robustesse (Talbi, 2000). Les réseaux de neurones n'utilisent pas de modèle mathématique complexe pour leur fonctionnement; chaque cas est traité à sa façon. Le taux d'erreur résultant de cette méthode est très faible par rapport aux autres méthodes de classification (Talbi, 2000). Malgré tous ces avantages, les réseaux de neurones présentent quelques limites comme l'impossibilité d'interprétation mathématique des résultats obtenus. Ils sont également considérés comme une boîte noire pour l'utilisateur (Forest, 2006). L'apprentissage chronophage est une autre limite (Talbi, 2000).

Les arbres de décision

Les arbres de décisions sont des méthodes de classification hiérarchique. Ils peuvent automatiser la répartition d'un ensemble en groupes homogènes et permettent de représenter graphiquement un ensemble de règles de façon simple et compréhensible. Les arbres de décision nous renseignent sur la pertinence des attributs par rapport à leurs classes. Il existe plusieurs arbres de décision qui peuvent représenter un ensemble de données, et celui qui possède la plus petite taille reste le meilleur choix, puisqu'il contient les attributs les plus discriminants et les plus significatifs (Hai Anh, 2004).

3.2.3.2 La classification non supervisée

La classification avec apprentissage non supervisée se base sur des algorithmes qui définissent eux-mêmes les classes en regroupant les objets similaires entre eux. C'est un algorithme qui se base sur l'observation et la découverte. Parmi les algorithmes d'apprentissage non supervisé, nous trouvons l'algorithme à K moyennes (*k-means algorithm*) et les réseaux de neurones (carte de Kohonen).

K-moyen

L'algorithme à K moyennes est une technique de classification non supervisée fréquemment utilisée dans la littérature, qui a été créé par Queen, (1971) et remodelé sous sa forme actuelle par Forgy. L'algorithme permet de diviser un groupe de données en K classe homogènes, K étant un nombre fixé par l'utilisateur. Chaque observation appartient à la partition dont la moyenne est la plus proche.

Carte de Kohonen

Le phénomène d'auto-organisation biologique est bien connu dans le système nerveux des vertébrés, plus particulièrement, dans le cortex visuel et le cortex auditif. En effet, des stimulations rétiniennes d'orientations différentes, mais voisines, activent des régions

visuelles corticales voisines. Il a été démontré que ces dispositions du cerveau ne sont pas génétiques, mais liées à un apprentissage. Des modèles d'auto-organisation, inspirés de l'organisation corticale des vertébrés, ont été proposés en 1973 par von der Malsburg, ensuite en 1979, par Willshaw et Malsburg et, enfin en 1982, par Kohonen. Ce dernier a proposé diverses variantes pour la classification dont les algorithmes de quantification vectorielle à apprentissage.

3.2.3.3 Évaluation d'un classificateur

L'évaluation des performances d'un classificateur se fait généralement par le calcul du taux de classification global, la sensibilité et la spécificité. La matrice de confusion peut être également présentée pour une meilleure interprétation des résultats.

Taux de classification

La méthode du taux de classification est l'une des plus simples et la plus naturelle des méthodes d'évaluation d'un classificateur. Elle consiste à calculer le nombre d'ensemble des données bien classifiées par rapport au nombre d'ensemble des données totales. La relation est décrite comme suit :

$$\text{Taux de classification} = \frac{\text{Données bien classifiées}}{\text{Nbr total des données}} \quad (3.4)$$

Le taux d'erreur est calculé par :

$$\text{Taux d'erreur} = 1 - \text{Taux de classification} \quad (3.5)$$

Matrice de confusion

La matrice de confusion est une représentation matricielle qui détermine l'erreur de classification à partir d'un ensemble de données de test. La matrice de confusion est une matrice carrée de taille $[C \times C]$ où C représente le nombre de classes. Les colonnes de cette matrice correspondent au nombre d'occurrences d'une classe estimée, alors que les lignes correspondent au nombre d'occurrences d'une classe réelle. Le tableau 3.4 représente un exemple d'une matrice de confusion avec deux classes. La précision du classificateur est calculée par la formule (3.6), tandis que la sensibilité et la spécificité sont respectivement calculées par les formules (3.7) et (3.8).

Tableau 3.1 Présentation de la matrice de confusion de deux groupes

Groupe d'analyse (Classe réelle)	Résultat de classification (Classe prédite)	
	Gr1	Gr2
Gr1 (n=X)	Vrai +	Faux -
Gr2 (n=Y)	Faux +	Vrai -

Vrai positif (Vrai +) = Participant du groupe Gr1 correctement classifié.

Vrai négatif (Vrai -) = Participant du groupe Gr2 correctement classifié.

Faux positif (Faux +) = Participant du groupe Gr2 classifié comme étant du groupe Gr1.

Faux négatif (Faux -) = Participant du groupe Gr1 classifié comme étant du groupe Gr2.

La formulation mathématique des paramètres d'évaluation d'un classificateur :

$$\text{Précision} = \frac{(\text{Vrai positif} + \text{Vrai négatif})}{\text{nbr total des sujets}} \quad (3.6)$$

$$\text{Sensibilité} = \frac{\text{Vrai positif}}{(\text{Vrai positif} + \text{Faux négatif})} \quad (3.7)$$

$$Spécificité = \frac{Vrai\ négatif}{(Vrai\ négatif + Faux\ positif)} \quad (3.8)$$

Pour qu'un classificateur soit considéré comme précis, il doit être à la fois hautement sensible et spécifique (Manal et al., 2000). Par contre, cette condition est plutôt rare (Nendaz et Perrier., 2004).

La validation de l'ensemble d'apprentissage et de test

La validation croisée (*Cross Validation*) est un bon outil d'estimation des modèles de prédiction. Il existe différents types d'algorithmes de la validation croisée parmi lesquels on trouve la méthode du Holdout, le test-set et le K-fold.

A. Validation croisée par la méthode du Holdout

Il s'agit d'une méthode de validation qui subdivise les formes d'une base de données en trois sous-ensembles : ensemble d'entraînement, de validation et de test. La figure 3.9 représente un exemple de la répartition des formes de la base de données. L'ensemble de test et celui d'entraînement sont de la même taille ($N/2$), sachant que N est la taille totale de la base d'échantillons.

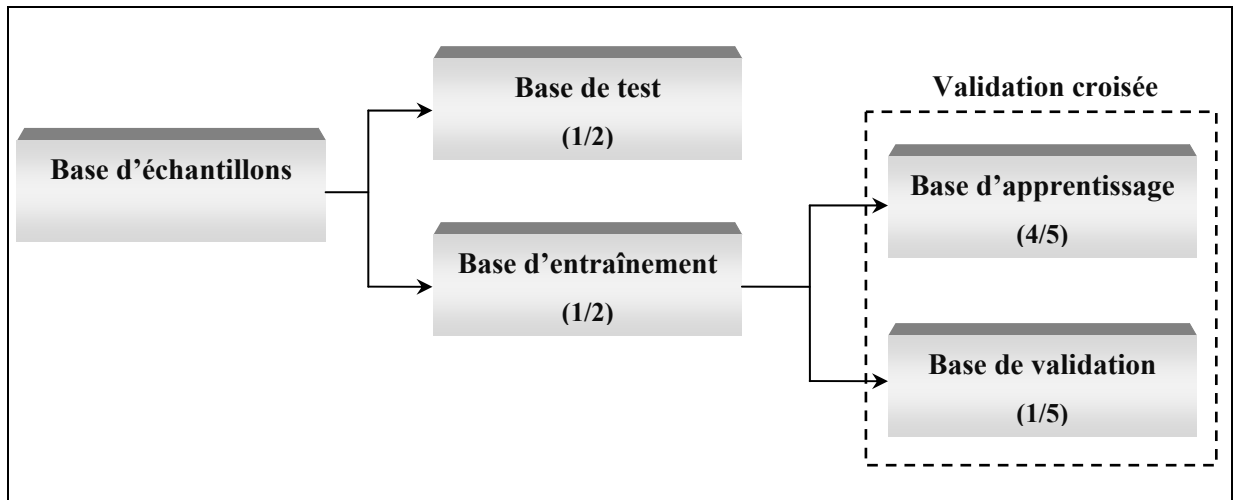


Figure 3.9 Représentation des données de la validation croisée.

B. Validation croisée par la méthode du test set

Il s'agit d'une technique qui subdivise la base de données en deux sous-ensembles : un ensemble de données de validation qui représente environ 30 % des échantillons de la base et un ensemble de données d'entraînement qui représente les 70 % restants. La validation croisée par test set présente l'avantage d'être très simple à appliquer. Cependant, l'utilisation de 30 % des échantillons de la base pour le test se traduit par une grande perte de données. Ainsi il y a moins de données pour établir le modèle de classification et plus de variances dans les données, ce qui peut fausser tout le résultat de la classification.

C. La validation croisée K-fold

Le K-fold permet de subdiviser la base des échantillons en k partitions de même taille. Parmi les sous-échantillons K , un sous-échantillon unique est maintenu pour la validation. Le reste, $K-1$ sous-échantillons, est considéré comme données d'entraînement. Le processus de validation est répété K fois. Les résultats de validation seront, soit mis en moyenne, soit combinés pour ne donner qu'un seul résultat. La figure 3.10 schématise l'algorithme de la méthode de validation croisée K-fold.

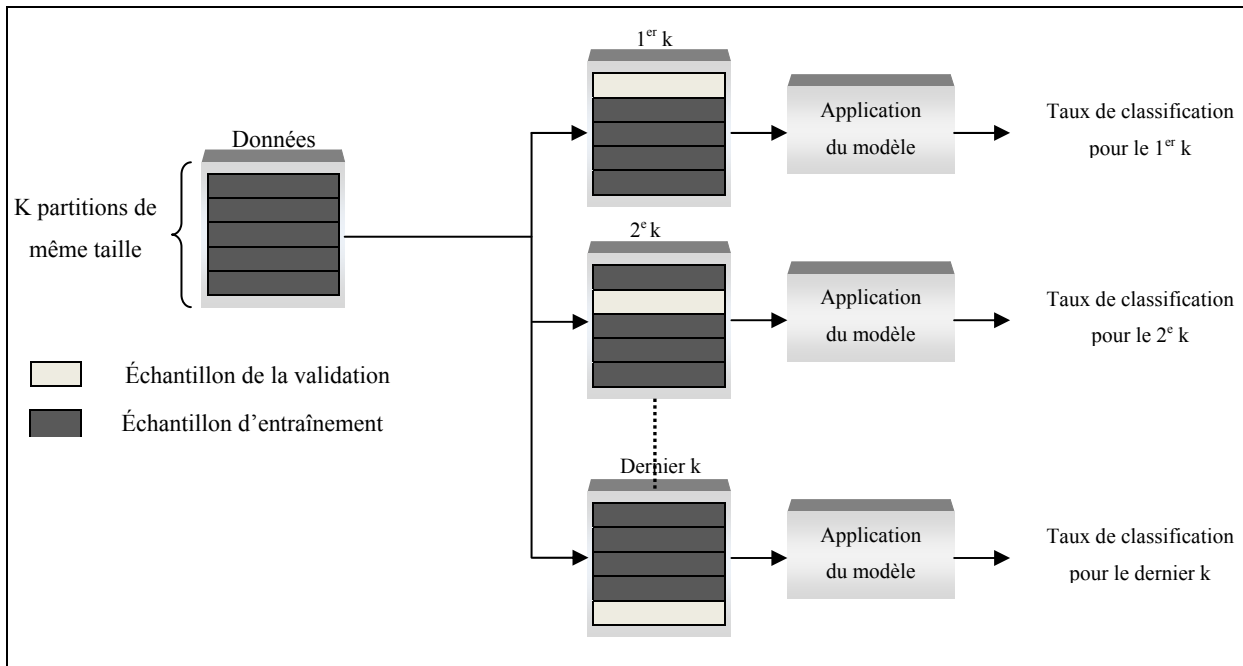


Figure 3.10 Algorithme de la validation croisée K-Fold.

3.3 La réduction des données

La réduction des données est une étape importante dans la classification des données. Cette étape consiste à trouver les caractéristiques utiles capables de représenter l'ensemble des données. Dans un espace R^n , où n est le nombre total des attributs, nous choisissons un nombre d'attributs les plus discriminants (m), tel que $m < n$. Le choix d'un nombre d'attributs m consiste à réduire la dimension des données dans le but d'avoir un taux de classification le plus élevé. Les algorithmes de réduction de la dimension ont été programmés dans plusieurs logiciels de statistique pour faciliter les tâches et faire gagner du temps aux

utilisateurs. Parmi ceux-ci, on cite le logiciel *Statistical Package for the Social Science* (SPSS²).

3.4 La classification de données biomécaniques du genou

La cinématique des personnes OA a été étudiée principalement dans le plan sagittal (Al-Zahrani et Bakheit, 2002; Astephen et Deluzio, 2004; Baliunas et al., 2002; Gök, E. et Yavuzer, 2002; Kaufman et al., 2001; Messier et al., 1992). Les auteurs ont comparé les paramètres spécifiques du cycle de marche, tel que l'angle du genou au contact du talon au sol, l'angle maximal du genou pendant le chargement, l'angle minimal du genou à la fin de la phase de soutien, l'angle maximal du genou pendant la phase d'oscillation et l'amplitude des mouvements au cours du cycle de marche.

Les résultats de recherche de la cinématique sur le plan frontal et transversal sont rares. La rotation tibiale a été étudiée uniquement dans une position statique à l'aide d'un système d'imagerie ultrason à 20° de flexion du genou et les conclusions de Nagoa, Tachibana et Mizuno al., (1998) ont confirmé que les personnes OA ont tendance à réduire la rotation interne de leur genou, ce qui augmente la sévérité de la pathologie.

Une récente étude sur la cinématique 3D sur 39 patients atteints d'arthrose avec divers degrés de sévérité a montré une excellente corrélation entre l'alignement mécanique du genou et le mouvement d'adduction-abduction durant le cycle de marche (Boivin et al., 2008). Les auteurs ont utilisé un système de fixation externe (knee KG, Emovi, Montréal) qui permet la mesure précise et reproductible de la cinématique du genou dans les trois plans anatomiques.

² SPSS : *Statistical Package for the Social Science* est un logiciel d'analyse statistique, de la société (IBM SPSS Data Collection). La première version du logiciel a vu le jour en 1968.

Ils ont également montré que la cinématique sur le plan frontal se transforme avec l'évolution de la sévérité de la pathologie (Boivin, 2010).

L'analyse en ACP a été introduite par plusieurs auteurs pour réduire, comparer et discriminer les données biomécaniques du genou des sujets AS et OA pour bien les étudier (Astéphen et al., 2008; Deluzio et Astéphen, 2007; Jones, Holt et Beynon, 2008; Labbe et al., 2010; Landry et al., 2007). Dans l'étude de Labbe et al. (2010), l'analyse en ACP a été utilisée pour ressortir les bonnes caractéristiques qui expriment la grande variabilité entre les enregistrements cinématiques du genou. Quatre composantes principales ont été trouvées et approuvées pour tenir compte de la plupart des variabilités. L'étude d'Astéphen et al. (2008) a pour objectif de ressortir les relations coexistant entre les données biomécaniques et la sévérité de l'arthrose. L'analyse en ACP et l'analyse discriminante ont été utilisées pour déterminer les combinaisons de l'électromyographie, cinématiques et cinétiques les plus discriminantes qui sont la source du changement de la forme du signal biomécanique au genou, à la hanche et aux chevilles durant le cycle de marche normal. Deluzio et Astéphen (2007) ont utilisé une analyse ACP sur les données cinétiques et cinématiques. Landry et al., (2007) ont utilisé une analyse ACP sur les données cinématiques pour ressortir les principales caractéristiques biomécaniques liées à l'arthrose du genou. Lianne Jones et Beynon (2008) ont utilisé l'analyse ACP comme outil de réduction de la dimension et la méthode fondée sur le principe de Dempster-Shafer (DS) pour la classification.

Les réseaux de neurones dans une analyse statistique ont été utilisés sur des données de forces de réaction au sol (GRF) afin de concevoir et de tester des systèmes de diagnostic pour l'analyse de mouvements et de vérifier leur utilité clinique à classer les sujets AS des OA. La discrimination est faite à l'aide des perceptrons multicouches combinés avec les classificateurs statistiques. Dix caractéristiques d'entrées ont été suffisantes pour former un perceptron multicouche. Le taux de classification a été évalué à 80 % (Lafuente et al., 1998). Dans une autre étude, Sen Köktas et al. (2010) ont proposé la classification des sujets OA des sujets AS. Plusieurs paramètres ont été pris en considération : le cycle de marche, les données cliniques des sujets tels que l'âge, l'IMC et le niveau de douleur ressenti. Deux

types de classificateur ont été utilisés : les réseaux de neurones pour ressortir les principales composantes discriminantes des signaux cinétiques et cinématiques; et les arbres de décision pour orienter le raisonnement. Le taux de réussite de cette technique a été estimé à 80 %.

Les SVM ont fait l'objet d'autres études de recherche dans la littérature. L'étude de Lai et al.(2009) repose sur l'utilisation des SVM pour discriminer les sujets AS des sujets atteints de douleurs fémoro-patellaires. L'étude s'est basée sur 14 composantes GRF et sur 16 composantes cinématiques de 14 sujets AS et de 13 sujets éprouvant des douleurs dans le compartiment fémoro-patellaire. Les résultats de cette étude ont montré que l'utilisation des GRF est plus discriminante (85 %) que les données cinématiques (74 %). L'algorithme « *hill-climbing* » a été introduit pour la sélection des caractéristiques des sous-ensembles des données cinétiques et cinématiques combinées. Cet algorithme a permis de sélectionner un sous-ensemble de six caractéristiques (deux des GRF et quatre caractéristiques cinématiques). Le taux de classification à l'aide de ces six caractéristiques est de 89 %.

Dans son travail (2008), Levinger a étudié les composantes de fréquences des signaux accélérométriques du tibia durant la marche entre les personnes gonarthrosiques et les personnes asymptomatiques dans les trois axes de direction : antéropostérieure (AP), médio-latérale (ML) et verticale. Ce travail a pour but d'étudier les données biomécaniques du genou atteint d'arthrose et l'évolution de son rétablissement après une arthroplastie³ totale de l'articulation. Une transformée de Fourier rapide (FFT) a été appliquée sur les trois signaux accélérométriques du tibia afin de les décomposer en une série de signaux de différentes fréquences (harmoniques) pour faciliter leur interprétation.

³ L'arthroplastie est la chirurgie de restauration ou de reconstruction d'une articulation ankylosée dans le but d'en rétablir la mobilité des os ainsi que la fonction des muscles et des tendons qui la contrôlent. (Grand dictionnaire terminologique)

Dans leur étude, Mezghani et al. (2008) ont proposé la classification des sujets OA et des sujets AS en utilisant les données GRF. L'extraction des caractéristiques est faite sur la variation des forces en fonction du temps. Deux aspects ont été utilisés : les coefficients polynomiaux et les coefficients de la décomposition en ondelettes (Y. Meyer, 1990). La classification est réalisée par la méthode de KNN. Le taux de bonne classification a été estimé respectivement à 67 % et à 91 %.

Le tableau 3.2 est une synthèse générale des travaux de classification des données biomécaniques.

Tableau 3.2 Résumé de la revue de littérature

Auteur	Données	Méthode utilisée
(Labbe et al., 2010)	Cinématiques	ACP
(Sen Köktas et al., 2010)	Cinétiques et cinématiques	Réseau de neurones + arbre de décision
(Lai et al., 2009)	Cinétiques et cinématiques	Algorithme « hill- climbing »
(Astphen et al., 2008)	Cinétiques et cinématiques	ACP
(Jones, Holt et Beynon, 2008)	Cinétiques et cinématiques	ACP
(Mezghani et al., 2008)	Cinétiques	Ondelettes
(Levinger, 2008)	Cinématiques	FFT
(Landry et al., 2007)	Cinétiques et cinématiques	ACP
(Deluzio et Astphen, 2007)	Cinématiques	ACP
(Lafuente et al., 1998)	Cinétiques	Réseau de neurones

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les aspects reliés aux différents types de classificateur et les méthodes pour les évaluer. Les études traitant des différentes techniques et méthodes de classification des données biomécaniques du genou atteint d'arthrose dans la littérature sont rares. Jusqu'à présent, aucune recherche n'a utilisé la cinématique du genou pour classifier les degrés des sujets gonarthrosiques, ce qui nous amène au chapitre suivant.

CHAPITRE 4

PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ET OBJECTIFS DU MÉMOIRE

4.1 Problématique de recherche

Les technologies modernes utilisées dans les laboratoires de biomécaniques et d'analyses de la marche permettent d'amener non seulement de nouvelles perspectives sur la compréhension du cycle de marche, mais offrent également des possibilités d'élaborer des méthodes automatiques et objectives de diagnostic. Les méthodes actuelles d'analyse des données biomécanique du genou prennent généralement beaucoup de temps et sont souvent subjectives.

4.2 Hypothèses

Pour résoudre adéquatement cette problématique, nous postulons les hypothèses suivantes :

- il est possible d'utiliser une évaluation biomécanique du genou comme outil d'aide au diagnostic pour une population gonarthrosique;
- il est possible que les données cinématique du genou permettent de classifier et de discriminer les sujets asymptomatiques (AS) des sujets gonarthrosiques (OA) ainsi que leur degré de sévérité (OA : 1-douteux, 2-minime, 3-certain et 4-évolué) selon deux niveaux de classification hiérarchiques (Figure 4.1);
- il est possible de caractériser les signaux cinématiques du genou par des points d'intérêts (représentation locale);
- il est possible de caractériser les données cinématiques du genou en leur totalité (cycle de marche) ou en partie (sous-cycle du cycle de marche) (représentation globale).

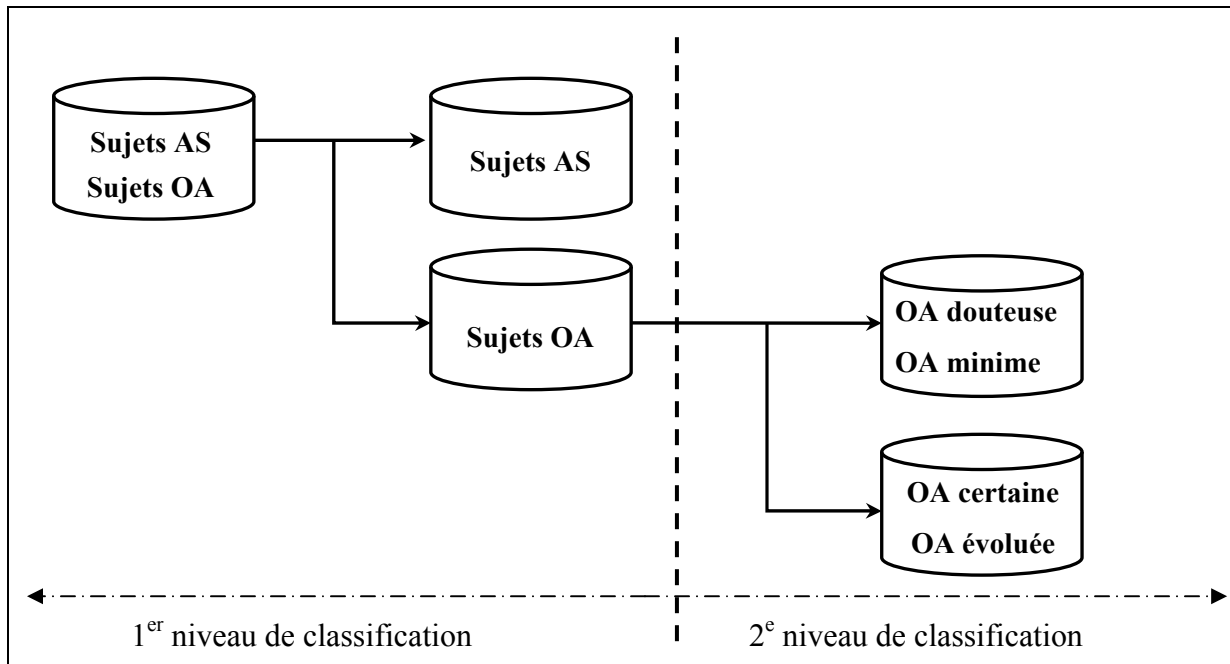


Figure 4.1 Hypothèse de classification selon les deux niveaux de classification hiérarchiques.

4.3 Objectifs de la recherche

Plusieurs études ont montré que l'analyse de la biomécanique du genou donne une information pertinente sur la fonction de l'articulation. L'objectif principal de ce mémoire est d'élaborer une méthode d'évaluation biomécanique adaptée à une population gonarthrosique. Pour y parvenir, nous nous intéressons aux tâches suivantes :

- élaborer une méthode de classification automatique pouvant différencier les schémas biomécaniques (cinématiques) entre les sujets OA et les sujets asymptomatiques;
- classer les sujets OA selon le degré de sévérité de leur pathologie;
- comparer les représentations locales avec les représentations globales des données cinématiques pour voir laquelle des représentations est la plus discriminante.
- élaborer une nouvelle méthode automatique d'aide au diagnostic de la gonarthrose.

CHAPITRE 5

MÉTHODOLOGIE

5.1 Introduction

Le présent chapitre aborde la méthodologie utilisée pour répondre aux objectifs de recherche qui consistent, rappelons-le, *(i)* à classifier les sujets asymptomatiques et les sujets gonarthrosiques en fonction des données cinématiques; *(ii)* à classifier les sujets gonarthrosiques selon la sévérité de leur pathologie et *(iii)* à comparer deux représentations des données cinématiques, à savoir la représentation globale et la représentation locale. Ce chapitre se divise en sept sections : la base de données (5.2), le filtrage (5.3), l'échantillonnage (5.4) l'organigramme de la méthodologie adopté (5.6), le système de classification (5.7) et l'extraction des caractéristiques (5.8). L'évaluation et la validation du système de classification sont détaillées dans la section (5.9).

5.2 Base de données

La base de données utilisée a été élaborée dans le cadre de deux études de doctorat au laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO). La première porte sur la mise au point d'une approche d'évaluation de la cinématique tridimensionnelle du genou des sujets gonarthrosiques (Boivin, 2010) et la deuxième, sur l'évaluation et la validation d'une nouvelle méthode accélérométrique tridimensionnelle (3D) pour estimer les impacts articulaires chez une population gonarthrosique (Turcot et al., 2008).

La méthode d'acquisition des données combine l'utilisation d'un tapis roulant, d'accéléromètre 3D, des gyroscopes 3D, de marqueurs réfléchissants fixés rigidement sur un exosquelette et d'une méthode d'étalonnage fonctionnelle posturale.

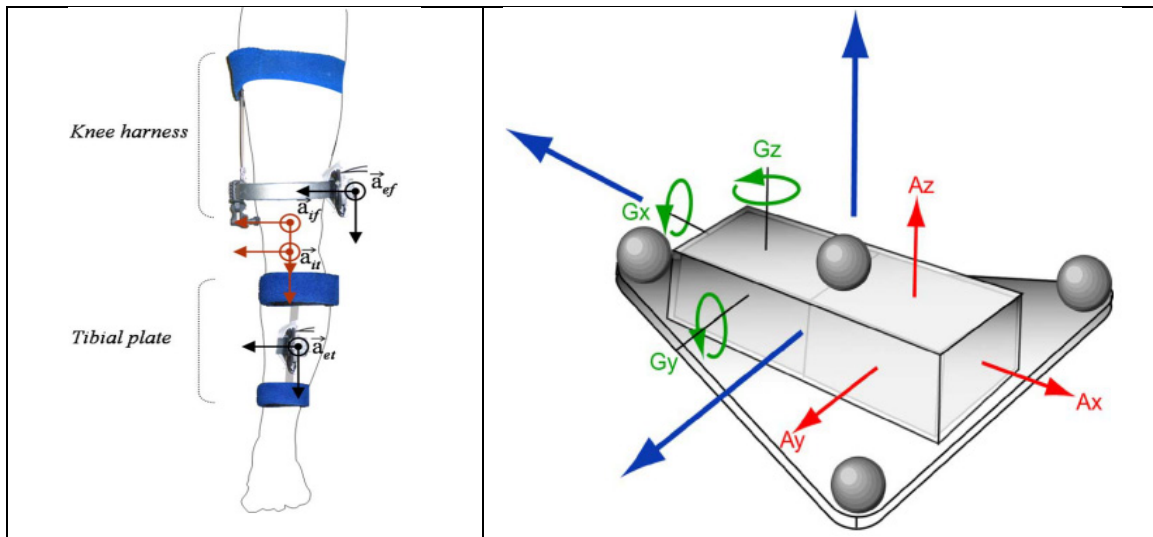


Figure 5.1 Vue frontale de l'exosquelette utilisée pour l'acquisition des données cinématique du genou. Axes du système coordonnés avec les accélérations externe et interne du tibia (\vec{a}_{et} , \vec{a}_{it}) et du fémur (\vec{a}_{ef} , \vec{a}_{if}), corps rigide utilisé doté de quatre marqueurs réfléchissant pour la réflexion, un accéléromètre triaxial (Ax, Ay et Az) et un gyroscope à trois axes (Gx, Gy et Gz).
Tirée de Turcot et al., (2008)

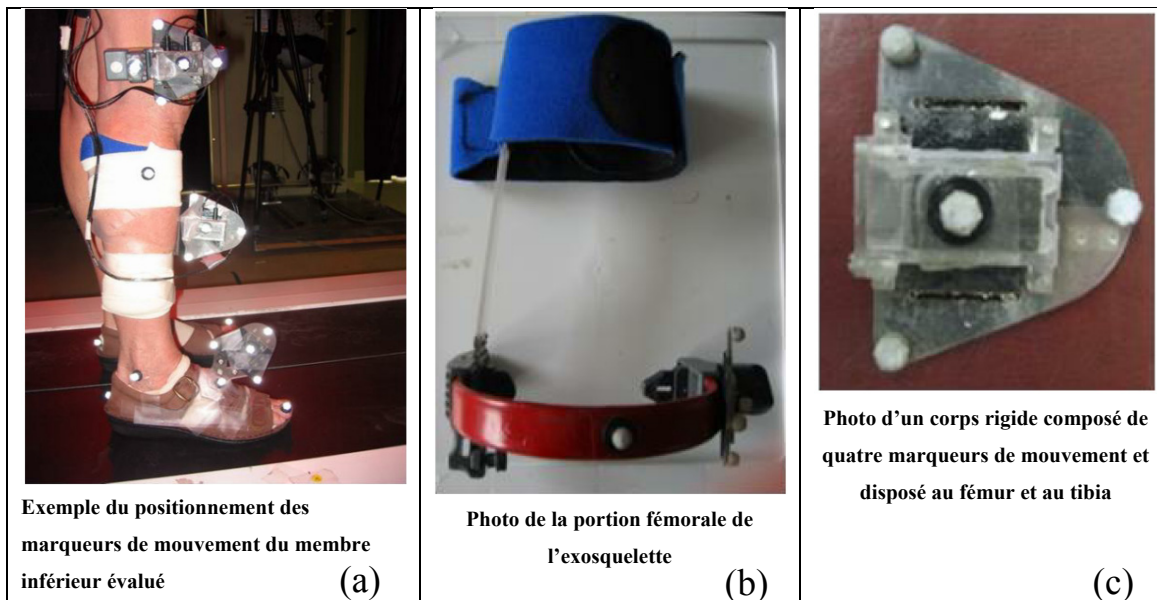


Figure 5.2 Photos illustrant les composantes de la partie fémorale et tibial du système d'attache KneeKG. La disposition des marqueurs sur un participant (a); l'exosquelette (b) et le corps rigide composé de marqueurs de mouvement (c).
Tirée de Boivin (2010)

Le système de capture de mouvement utilisée est de type passif. Il est composé de caméras optoélectroniques qui permettent de suivre les coordonnées 3D des marqueurs. Le système de capture envoie des signaux infrarouges et détecte la réflexion à partir des marqueurs grâce à six caméras vidéos de type Vicon (Vicon 460, Oxford Metrics). Les marqueurs sont fixés sur des corps rigides et sont placés sur les repères anatomiques osseux de façon non invasive là où le mouvement entre la peau et les os sont minimales (utilisation du KneeKG⁴) (Figures 5.1 et 5.2). Les localisations anatomiques estimées des marqueurs servent à définir un système de référence local pour chaque segment corporel et, ainsi, décrire leurs déplacements segmentaires et angulaires. Le système de capteur de mouvement suit les trajectoires 3D des marqueurs réfléchissant. Les données cinématiques du genou 3D sont estimées à partir des trajectoires de ces marqueurs. Le système d'analyse de mouvement reconstruit les trajectoires tridimensionnelles de chacun des marqueurs selon un repère référentiel spatial global et fixe. Les forces de réaction au sol du pied (données de cinétique) sont mesurées grâce à l'utilisation d'un tapis roulant (ADAL 3D, France) équipé de deux plateformes de force indépendantes (de marque Kistler). (Figure 5.3).

Notre base de données contient, entre autres, les données cinématiques de 44 sujets appartenant à deux groupes : un groupe de 14 sujets asymptomatiques (AS) et un groupe de 30 sujets gonarthrosiques (OA). Les sujets OA sont regroupés selon les critères radiologiques (Tableau 5.1) : 16 sujets de degré OA_{KL1} et OA_{KL2}, et 14 sujets de degré OA_{KL3} et OA_{KL4} (Tableau 5.2).

⁴ KneeKG est un dispositif non invasif, fiable et valide qui permet d'évaluer et d'analyser la fonction biomécanique du genou en 3D, en temps réel, en mouvement et en charge. Il est développé au laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie de l'école de technologie supérieure (ETS) situé au centre de recherche du CHUM (CRCHUM) de l'hôpital Notre-Dame, Montréal, Canada.

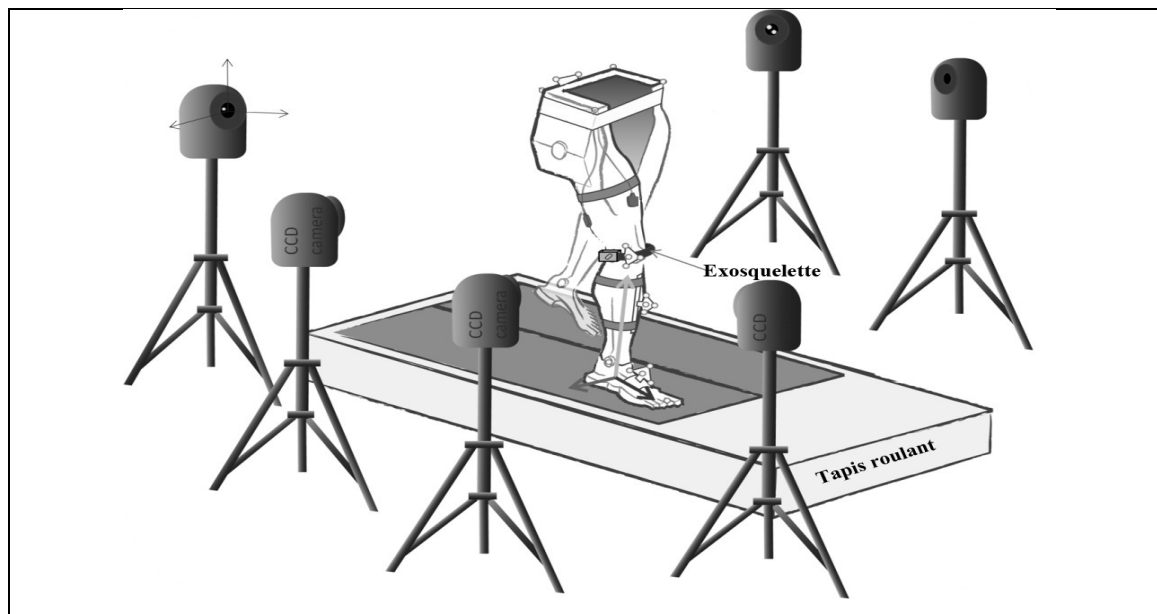


Figure 5.3 Équipement d'acquisition des données cinématiques.

Tableau 5.1 Critères radiologiques selon l'échelle de Kellgren et Lawrence (KL)
Adapté de Kellgren et Lawrence (1957)

Degré KL	Critères radiologiques	Nomination
0	Radio Normale	AS
1	Pincement de l'interligne articulaire avec ou sans ostéophytes	OA _{KL1}
2	Ostéophytes, absence ou faible pincement articulaire	OA _{KL2}
3	Ostéophytes de moyenne importance, pincement articulaire, sclérose, déformation possible	OA _{KL3}
4	Gros ostéophytes, pincement marqué de l'interligne articulaire, sclérose sévère, déformation	OA _{KL4}

Tableau 5.2 Les sujets, leur nomination et le nombre de participants de la base de données

Sujets	Nomination	Nombre de participants
AS	AS	14
OA _{KL1} et OA _{KL2}	OA _{KL1,2}	16
OA _{KL3} et OA _{KL4}	OA _{KL3,4}	14

Les sujets AS ne doivent éprouver aucune douleur au compartiment du genou et ne doivent présenter aucun signe clinique de l'arthrose en fonction du critère de l'*American College of Rheumatology* (ACR). Pour les sujets OA, les critères d'exclusion généralisée sont : la polyarthrite rhumatoïde, l'anamnèse du genou ou de la chirurgie du genou, présence d'un handicap ou d'une malformation grave de la hanche ou des membres inférieurs, et toutes autres conditions qui pourraient influencer l'évaluation de la marche ou la sécurité de l'évaluation. Les critères d'inclusion et d'exclusion de tous les participants ont été évalués par un médecin physiatre du CHUM (Centre hospitalier de l'université de Montréal). Le tableau 5.3 résume les caractéristiques démographiques des sujets des deux groupes.

Tableau 5.3 Les caractéristiques démographiques et vitesse de marche des sujets AS et OA

	Groupe OA (N = 30)	Groupe AS (N = 14)
Âge	62,06 ± 7,37	65, 07 ± 5,88
Taille (m)	1,61 ± 0,09	1,61 ± 0,85
Poids (kg)	81,79 ± 18,11	64,82 ± 11,63
Proportion des hommes dans le groupe	27 %	29 %
Vitesse de marche (m/s)	0,81 ± 0,25	0,89 ± 0,19

Remarque : Les valeurs moyennes sont présentées ± l'écart type

5.3 Filtrage

Le prétraitement des données cinématiques adopté consiste à faire un filtrage et un ré-échantillonnage. Les données cinématiques sont constituées des coordonnées des marqueurs dans l'espace 3D. Ces données sont essentiellement affectées par un bruit causé par les artefacts d'acquisition de données. Pour supprimer ce bruit, la méthode automatique *Singular Spectrum Analysis* (SSA) a été utilisée avec une fenêtre de longueur 10 (Aissaoui et al., 2006; Boivin, 2010) . Cette méthode est une approche non paramétrique qui est appliquée pour l'analyse des séries chronologiques.

5.4 Échantillonnage

La durée d'un cycle de marche présente une grande variabilité entre les sujets qui entraîne une variabilité des données cinématiques qui peut entraîner à son tour des erreurs de classification. Pour normaliser la durée du cycle de marche, Boivin (2010) et Turcot et al.(2008) ont procédé à un découpage temporel qui consiste à normaliser le début et la fin du cycle de marche à l'aide de la composante de force verticale (FV) qui correspond à l'instant où l'amplitude des forces de réactions au sol dépassent les 2 % du poids corporel des sujets. Les signaux cinématiques sont ensuite ré-échantillonnés en 1 et 100 % (1 % correspond au début et 100 %, à la fin du signal cinématique). Ils ont ainsi obtenu un nombre de points fixes sur chaque signal, à savoir 100 points. La figure 5.4 représente les signaux cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne-externe des sujets AS, OA_{KL1,2} et OA_{KL3,4} de notre base de données.

5.5 Sélection des cycles

Les études de (Boivin, 2010) et (Turcot et al., 2008) ont conservées une moyenne de combinaison de 10 à 15 cycles de marche qui ont démontré les meilleures reproductibilités inter cycle pour les deux types de patron biomécanique de la marche (cinétique et cinématique) pour chaque sujet. La sélection des meilleurs cycles est faite à l'aide d'une

fonction de calcul automatisée en choisissant la plus petite valeur moyenne du calcul de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre chaque cycle et la moyenne de l'ensemble des cycles (Boivin, 2010). Les données cinématiques et cinétiques de la base de données sont représenté respectivement par les figures Figure 5.4 et Figure 5.5.

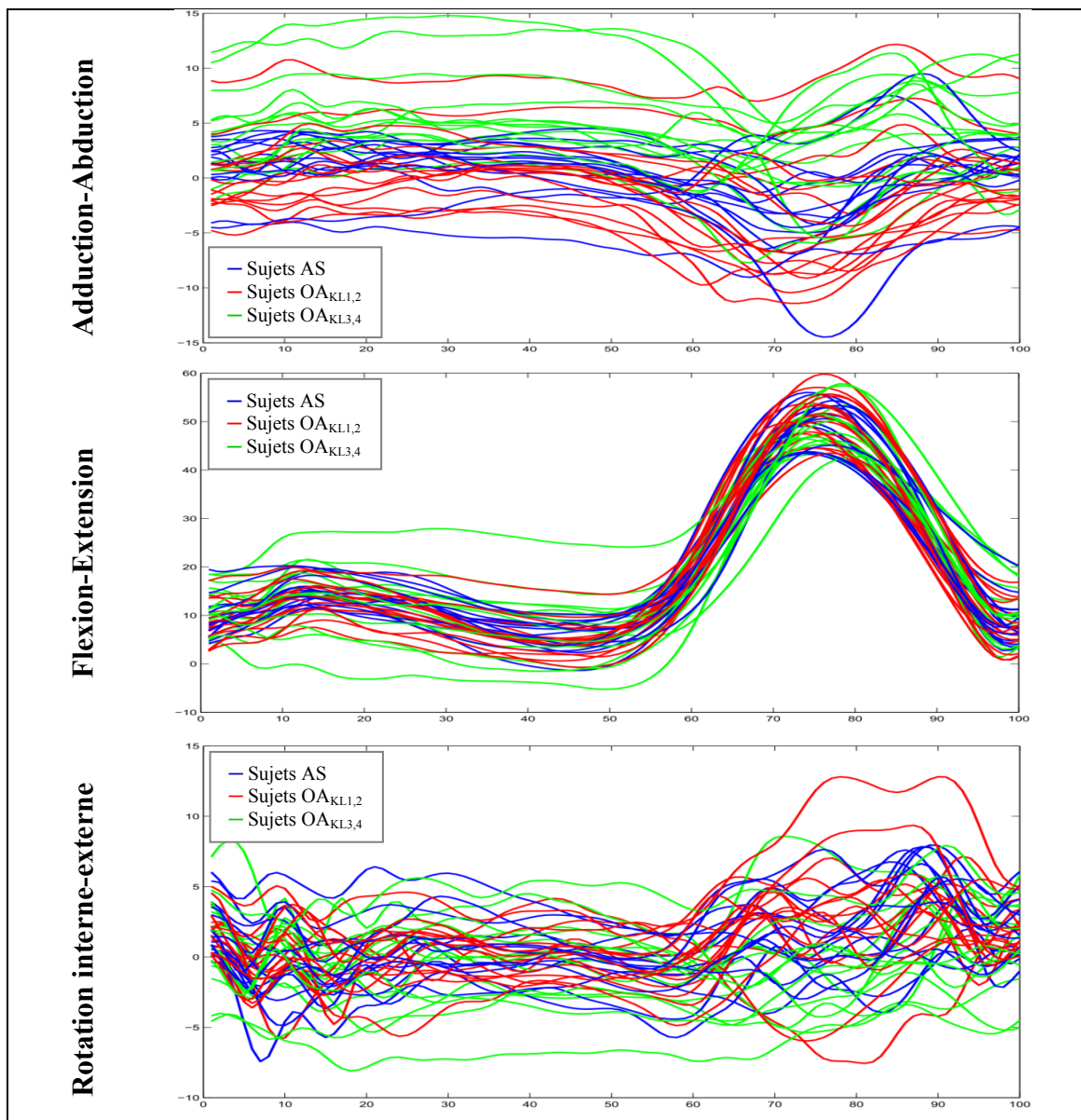


Figure 5.4 Représentation des trois signaux cinématiques de la base de données l'adduction-abduction, la flexion-extension et la rotation interne-externe AS (bleue), OA_{KL1,2} (rouge) et OA_{KL3,4} (vert).

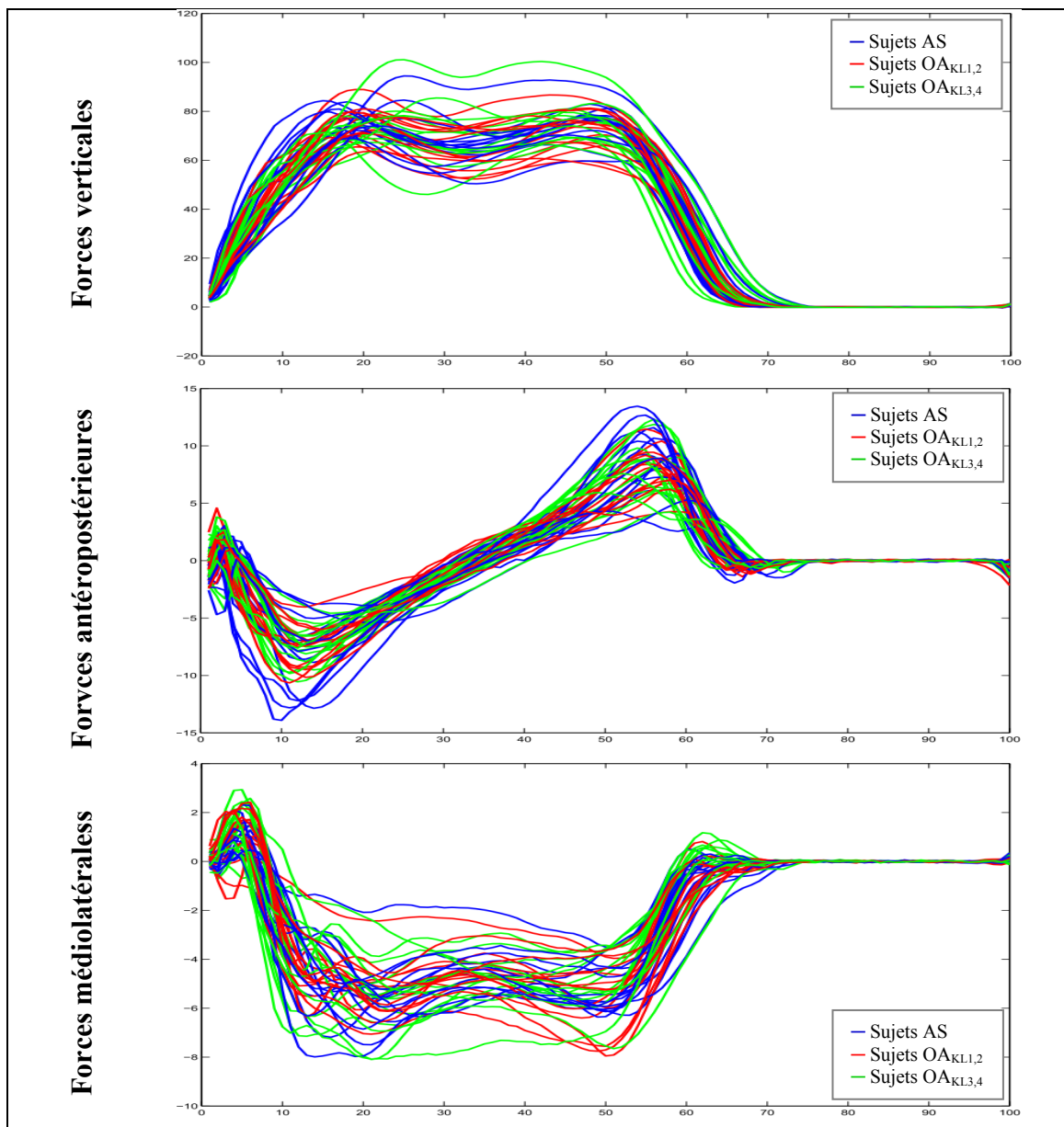


Figure 5.5 Représentation des trois signaux de forces cinétiques de la base de données les forces verticales, les forces antéropostérieures et les forces médiolatérales AS (bleue), OA_{KL1,2} (rouge) et OA_{KL3,4} (vert).

5.6 Organigramme

Le diagramme en bloc du système de classification élaboré est illustré à la figure 5.6. Le système commence par l'acquisition des données cinétique (FV) et cinématiques (adduction abduction, flexion-extension et la rotation interne-externe) d'un nouveau sujet dont nous voulons connaître la classe d'appartenance. Une extraction des caractéristiques est réalisée afin de réduire la dimension de nos signaux avant d'entamer le processus de classification. Les données cinématiques acquises sont comparées en premier lieu avec les deux bases de données des sujets AS et OA. Si notre sujet est classé dans la classe OA, nous procédons à un autre niveau de classification hiérarchique, puis nous le comparons avec les deux bases $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. Comme le montre le schéma, le système de classification élaboré se divise en deux niveaux hiérarchiques. Le premier niveau discrimine les sujets AS des sujets OA et le deuxième niveau classe les sujets OA selon leur degré de sévérité $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

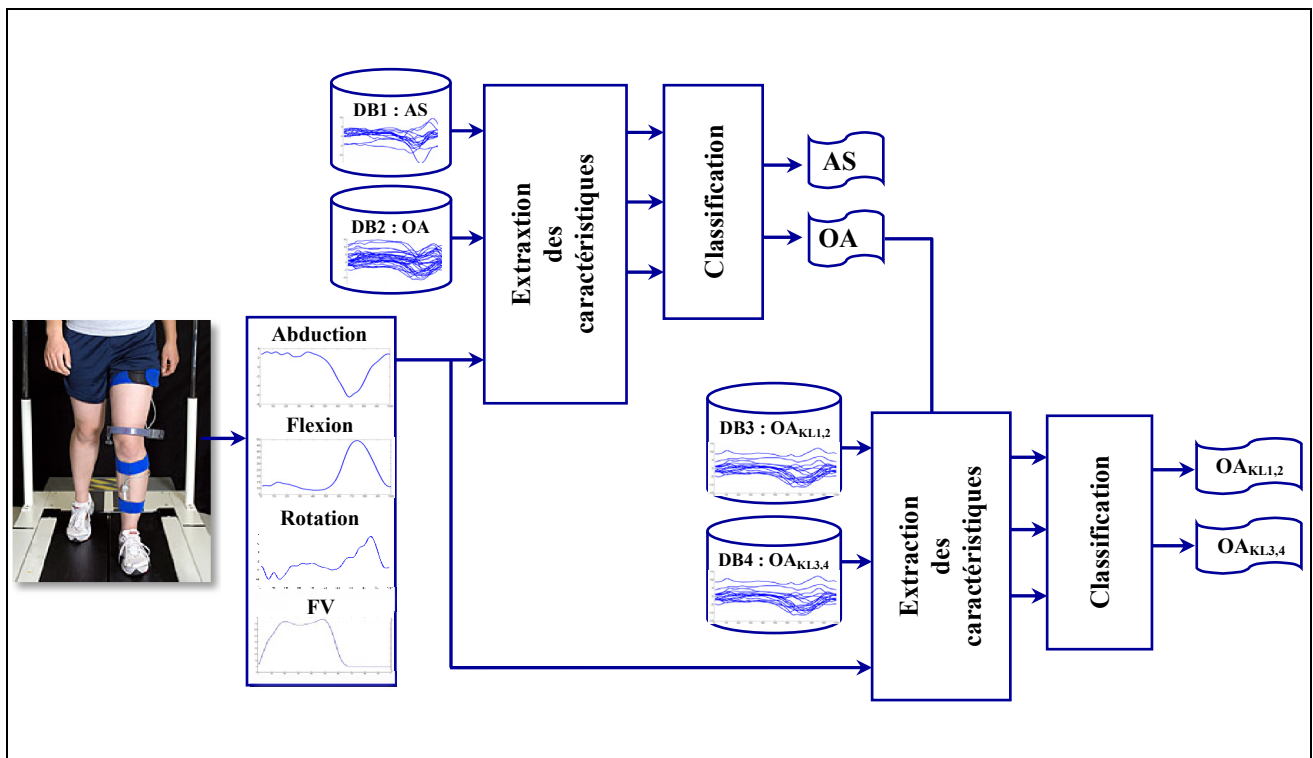


Figure 5.6 Diagramme en bloc du système de classification élaboré.

5.7 La classification

Le système de classification adopté consiste à minimiser le résidu de la projection sur une base orthonormée par une décomposition en valeur singulière (SVD) sur un sous-cycle pour les données cinématiques globales et sur une combinaison de points d'intérêt pour une classification des données locales. La méthode élaborée consiste à créer un sous-espace déterminé par une décomposition en SVD. Les méthodes de classification axées sur les SVD (Golub et Khan, 1965) ont suscité l'intérêt de plusieurs chercheurs. Ces méthodes reposent sur des outils d'algèbres linéaires et de projection matricielle. Elles sont bien connues par leur efficacité en classification et leur simplicité d'intégration.

5.7.1 Définition de la décomposition en valeur singulière

La décomposition en SVD est une technique de factorisation des matrices. Le principe de la décomposition en SVD d'une matrice A (valeurs réelles) de dimension $(L \times C)$ est fort simple. Voici sa formule :

$$[U, S, V] = SVD(A) \quad \leftrightarrow \quad A = U S V^T \quad (5.1)$$

The diagram shows the SVD decomposition of matrix A . Matrix A is represented as a gray rectangle with dimensions $(L \times C)$ above it. It is equal to the product of three matrices: U , S , and V^T . Matrix U is a gray rectangle with dimensions $(L \times L)$ above it. Matrix S is a gray rectangle with dimensions $(L \times C)$ above it, and it contains a diagonal line of small squares representing the singular values. Matrix V^T is a gray rectangle with dimensions $(C \times C)$ above it. The matrices are connected by multiplication symbols (\times).

U et V sont des matrices orthonormées respectivement de taille $L \times L$ et $C \times C$ et S est une matrice pseudo-diagonale contenant les éléments $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{\min(L,C)}$ qui sont appelées les valeurs singulières de A (et de A^T). Les matrices $U = (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \vec{u}_3, \dots, \vec{u}_L)$ et $V =$

$(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3, \dots, \vec{v}_C)$ orthonormées réunissent deux conditions : tous les vecteurs de la base sont de norme 1 et orthogonaux deux à deux :

Condition 1 : La norme de chaque vecteur égale 1

$$\begin{cases} \|\vec{u}_1\| = \|\vec{u}_2\| = \|\vec{u}_3\| = \dots = \|\vec{u}_L\| = 1 \\ \|\vec{v}_1\| = \|\vec{v}_2\| = \|\vec{v}_3\| = \dots = \|\vec{v}_C\| = 1 \end{cases} \quad (5.2)$$

Condition 2 : Produit scalaire 2 à 2 égale 0

$$\text{Pour tout } i \neq j, \quad \begin{cases} \vec{u}_i \cdot \vec{u}_j = 0 & i, j \leq L \\ \vec{v}_i \cdot \vec{v}_j = 0 & i, j \leq C \end{cases} \quad (5.3)$$

Les valeurs singulières de la matrice A se composent de $\min(L, C)$ réels positifs et sont classées en ordre décroissant, tel qu'il est montré dans l'équation suivante :

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_{\min(L, C)} \geq 0 \quad (5.4)$$

Le rang de la matrice A nous indique le nombre de valeurs singulières non nulles que possède la matrice A .

$$r = \text{rang}(A) = \text{Nombre de valeurs singulières non nulles de } A \quad (5.5)$$

Les r premières colonnes de la matrice $V = (\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3, \dots, \vec{v}_C)$ sont appelées vecteurs singuliers de la partie droite de la matrice A associées aux valeurs singulières correspondant. Tandis que les r premières colonnes de la matrice $U = (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \vec{u}_3, \dots, \vec{u}_L)$ sont appelées vecteurs singuliers de la partie gauche de la matrice A associées aux valeurs singulières correspondant. Il est possible de réduire la dimension de la matrice A en écrivant la SVD sous sa forme réduite :

$$A = U_r S_r V_r^T \quad (5.6)$$

U_r et V_r constituent respectivement les premières r colonnes de U et de V , alors que S_r de taille $r \times r$ est une matrice diagonale avec les r valeurs singulières non nulles de A . Les r premières colonnes de la matrice U forment une base orthonormée de l'espace colonne de la matrice A , tandis que les r premières colonnes de la matrice V forment une base orthonormée de l'espace ligne de la matrice A . Les $L - r$ colonnes de la matrice U forment une base orthonormée de l'espace nul à gauche de A , et les $C - r$ colonnes de la matrice V forment une base orthonormée de l'espace nul à droite de A . Voici la forme réduite de la matrice A :

$$A = \sum_{i=1}^r U_i S_i V_i^T \quad (5.7)$$

Ainsi, les zéros des valeurs singulières peuvent être négligés puisqu'ils ne portent pas d'information pertinente. La formule (5.7) peut encore être abrégé par la question suivante : quelles sont les valeurs singulières qui se rapprochent le plus de zéro?

5.7.2 La projection sur une base orthonormée

Le procédé de la décomposition en SVD fournit une méthode constructive pour obtenir deux bases orthonormées U et V . Soit E_n un espace vectoriel euclidien de dimension n , où n est un entier naturel. Si on considère A une base orthonormée de E_n , $A = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \dots, \vec{e}_n)$, alors, la formule de projection du vecteur \vec{x} sur une base orthonormée dans l'espace vectoriel E_n s'écrit comme suit :

$$\forall \vec{x} \in E_n, \quad \vec{x} = \sum_{i=1}^n (\vec{e}_i \cdot \vec{x}) \vec{e}_i \quad (5.8)$$

La figure 5.7 illustre un exemple de projection du vecteur \vec{x} sur une base orthonormée A avec $n = 3$.

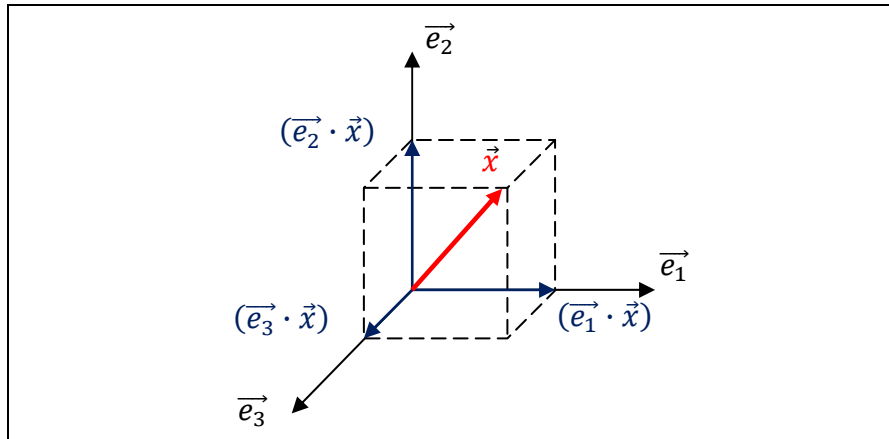


Figure 5.7 Représentation géométrique de la projection du vecteur \vec{x} sur une base orthonormée $A = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)$.

5.7.3 Système de classification

Soit A et B deux bases qui représentent deux groupes de sujets différents de taille respective de $(L_1 \times C_1)$ et $(L_2 \times C_2)$. Les colonnes de la base de données contiennent les différents sujets du groupe, tandis que les lignes correspondent à la taille des signaux de données de chaque sujet (exemple à la figure 5.8). Les tailles des signaux de données des deux groupes doivent être égales, nous pouvons donc alléger la notation et écrire $(L_1 = L_2 = L)$. Soit \vec{NC} un nouveau cas dont nous voulons connaître le groupe d'appartenance. Le système de classification commence par une décomposition en SVD sur les deux bases A et B :

$$[U_1, S_1, V_1] = SVD(A) \quad (5.9)$$

$$[U_2, S_2, V_2] = SVD(B)$$

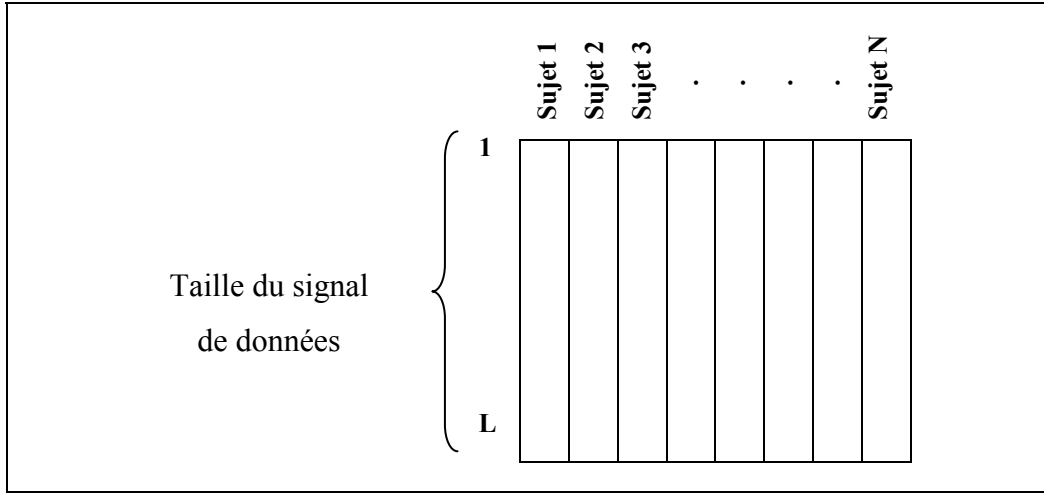


Figure 5.8 Réorganisation de la base A de taille $(L \times N)$. L : taille du signal cinématique et N : nombre de sujets de la base A .

À la suite de la décomposition en SVD sur nos deux bases A et B , nous obtenons respectivement deux bases orthonormées U_1, V_1 et U_2, V_2 . Les bases orthonormées V_1 et V_2 forment des bases orthonormées de l'espace ligne de chacune des lignes des A et des B , tandis que les bases orthonormées U_1 et U_2 forment respectivement des bases orthonormées de l'espace colonne de chacune des colonnes des A et des B . Dans notre cas, nous nous intéressons aux bases orthonormées $U_1 = (\overrightarrow{e1_1}, \overrightarrow{e1_2}, \overrightarrow{e1_3}, \dots, \overrightarrow{e1_L})$ et $U_2 = (\overrightarrow{e2_1}, \overrightarrow{e2_2}, \overrightarrow{e2_3}, \dots, \overrightarrow{e2_L})$, puisque les colonnes des deux bases (A et B) portent l'information des sujets de chaque groupe. La taille des bases U_1 et U_2 correspond à la taille du signal de données (exemple à la figure 5.9).

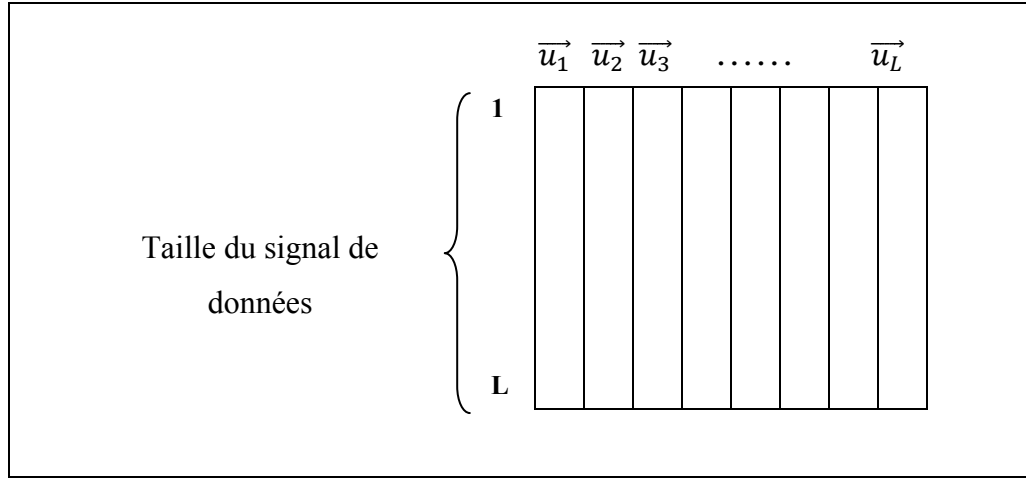


Figure 5.9 Présentation de la matrice U de taille $(L \times L)$.

Soit un nouveau cas \overrightarrow{NC} , dont nous voulons connaître son groupe d'appartenance. À l'aide de l'équation (5.8), la projection de \overrightarrow{NC} sur les deux bases A et B se définit comme suit :

$$\begin{aligned}
 U_1 &= (\overrightarrow{e1_1}, \overrightarrow{e1_2}, \overrightarrow{e1_3}, \dots, \overrightarrow{e1_L}), & \overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^L (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} \\
 U_2 &= (\overrightarrow{e2_1}, \overrightarrow{e2_2}, \overrightarrow{e2_3}, \dots, \overrightarrow{e2_L}), & \overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^L (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i}
 \end{aligned} \tag{5.10}$$

Comme il a été cité antérieurement, rappelons le, les valeurs singulières de la matrice S indiquent le poids de chaque vecteur orthonormé de la matrice U et V . D'après l'équation (5.5), le rang de A et de B divulgue respectivement le nombre r_1 et r_2 de valeurs singulières non nulles sur chacune des deux bases.

Les valeurs r_1 et r_2 indiquent le nombre de vecteurs orthonormés dont le poids est différent de 0. Ainsi, la formule de projection (5.10) peut s'écrire sous la forme suivante (5.11) :

$$\begin{aligned}
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^{r_1} (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + \sum_{i=r_1+1}^L (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^{r_1} (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + \overrightarrow{Résidu_1} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^{r_2} (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + \sum_{i=r_2+1}^L (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^{r_2} (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + \overrightarrow{Résidu_2}
\end{aligned} \tag{5.11}$$

Les résidus $\overrightarrow{Résidu_1}$ et $\overrightarrow{Résidu_2}$ représentent la projection de \overrightarrow{NC} sur les vecteurs dont le poids des valeurs singulières égale 0, ce qui signifie que les zéros des valeurs singulières peuvent être représentés comme résidu, puisqu'ils ne portent pas d'information pertinente. Ainsi, la projection se focalise sur les vecteurs les plus représentatifs. Une question se pose : Existent-ils d'autres vecteurs dont le poids (valeurs singulière) est négligeable? Pour trouver une réponse, d'un côté, nous supposons qu'il existe un autre seuil où les vecteurs orthonormés sont considérés comme des résidus. De l'autre, nous supposons qu'il existe $T < \min(r_1, r_2)$ vecteurs singuliers pertinents. Voici la formule de projection :

$$\begin{aligned}
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^T (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + \sum_{i=T+1}^L (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^T (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + \overrightarrow{Résidu_1} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^T (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + \sum_{i=T+1}^L (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} \\
\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^T (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + \overrightarrow{Résidu_2}
\end{aligned} \tag{5.12}$$

Sachant que $T < \min(r_1, r_2)$

À l'aide de la formule de projection (5.12), la projection du nouveau cas \overrightarrow{NC} sur les deux bases orthonormées $U_1 = (\overrightarrow{e1_1}, \overrightarrow{e1_2}, \overrightarrow{e1_3}, \dots, \overrightarrow{e1_L})$ et $U_2 = (\overrightarrow{e2_1}, \overrightarrow{e2_2}, \overrightarrow{e2_3}, \dots, \overrightarrow{e2_L})$ se fait sur les T vecteurs orthonormés les plus pertinents. Le reste est considéré comme des résidus.

Le système de classification adopté utilise les résidus pour définir le groupe d'appartenance du cas \overrightarrow{NC} . Il suffit de comparer la norme des résidus $\overrightarrow{Résidu_1}$ à $\overrightarrow{Résidu_2}$. Si la norme du $\overrightarrow{Résidu_1}$ est inférieure à la norme du $\overrightarrow{Résidu_2}$, \overrightarrow{NC} appartient donc à la base A . Sinon, il appartient à la base B . Voici un résumé du procédé :

$$\begin{aligned}
 & \text{Si } \|\overrightarrow{Résidu_1}\| \leq \|\overrightarrow{Résidu_2}\| \\
 & \quad \overrightarrow{NC} \in A \\
 & \text{Sinon} \\
 & \quad \overrightarrow{NC} \in B
 \end{aligned}$$

5.7.4 L'algorithme du classificateur

Soit A et B deux bases de données où les colonnes représentent les différents sujets des bases, et les lignes représentent la taille du signal de données. Soit \overrightarrow{NC} un nouveau cas à classifier, l'algorithme de classification se résume dans la figure 5.10 suivante :

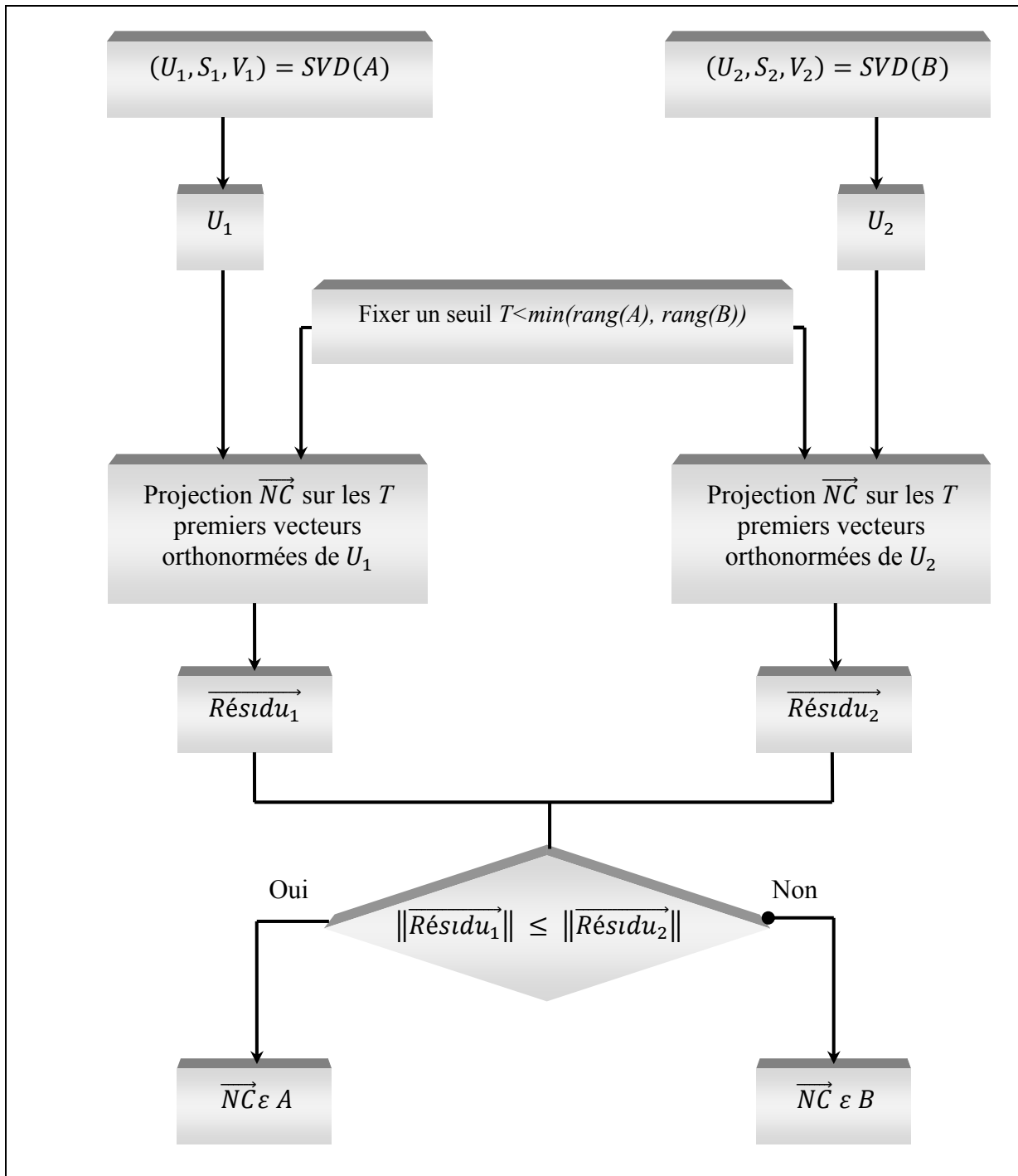


Figure 5.10 L'algorithme de classification.

5.7.5 Explication graphique du classificateur

Supposons que les tailles des deux bases orthonormées sont de taille (3×3) , $U_1 = (\vec{e1_1}, \vec{e1_2}, \vec{e1_3})$ et $U_2 = (\vec{e2_1}, \vec{e2_2}, \vec{e2_3})$, la figure 5.11 illustre un exemple de projection graphique de \vec{NC} sur les deux bases orthonormées. Les formules de projections sont définies par l'équation (5.13).

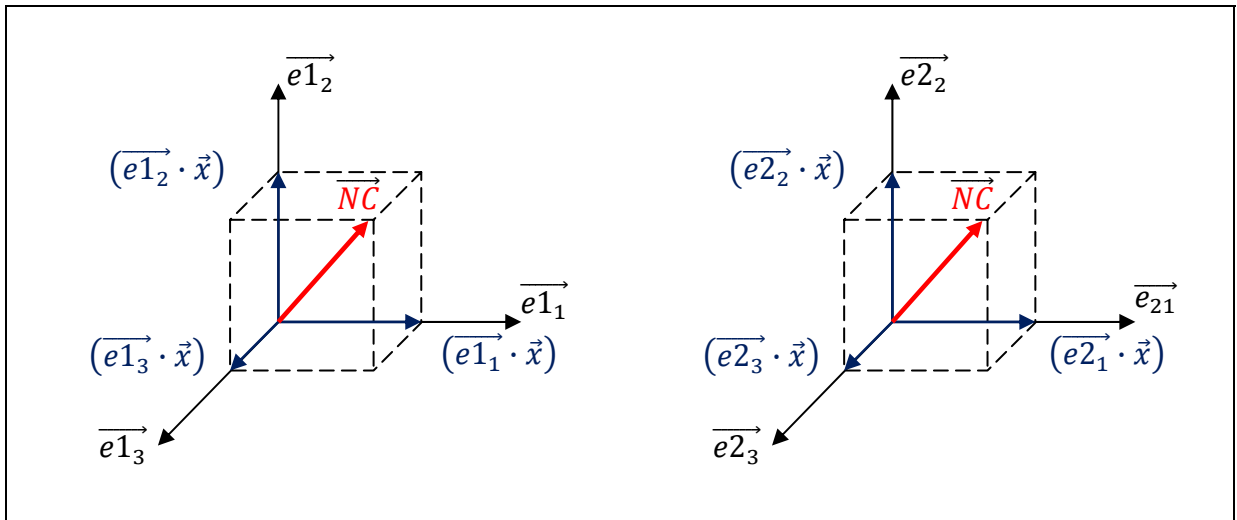


Figure 5.11 Projection graphique du \vec{NC} sur les deux bases orthonormées $U_1 = (\vec{e1_1}, \vec{e1_2}, \vec{e1_3})$ et $U_2 = (\vec{e2_1}, \vec{e2_2}, \vec{e2_3})$.

$$\begin{aligned} \vec{NC} &= \sum_{i=1}^3 (\vec{e1_i} \cdot \vec{NC}) \vec{e1_i} = (\vec{e1_1} \cdot \vec{NC}) \vec{e1_1} + (\vec{e1_2} \cdot \vec{NC}) \vec{e1_2} + (\vec{e1_3} \cdot \vec{NC}) \vec{e1_3} \\ \vec{NC} &= \sum_{i=1}^3 (\vec{e2_i} \cdot \vec{NC}) \vec{e2_i} = (\vec{e2_1} \cdot \vec{NC}) \vec{e2_1} + (\vec{e2_2} \cdot \vec{NC}) \vec{e2_2} + (\vec{e2_3} \cdot \vec{NC}) \vec{e2_3} \end{aligned} \quad (5.13)$$

Si par exemple, les deux premiers vecteurs orthonormés sont les plus pertinents ($T = 2$), l'équation (5.13) s'écrit donc comme suit :

$$\begin{aligned}\overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^2 (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + (\overrightarrow{e1_3} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_3} = \sum_{i=1}^2 (\overrightarrow{e1_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e1_i} + \overrightarrow{Résidu_1} \\ \overrightarrow{NC} &= \sum_{i=1}^2 (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + (\overrightarrow{e2_3} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_3} = \sum_{i=1}^2 (\overrightarrow{e2_i} \cdot \overrightarrow{NC}) \overrightarrow{e2_i} + \overrightarrow{Résidu_2}\end{aligned}\quad (5.14)$$

L'établissement du seuil T à 2 implique que nous avons constitué un espace repère de T dimension pour chacune des bases A et B au moyen des deux premiers vecteurs orthonormés. L'exemple ci-dessous représente un plan 2D. Les normes des résidus $\overrightarrow{Résidu_1}$ et $\overrightarrow{Résidu_2}$ représentent respectivement la distance de la projection de \overrightarrow{NC} sur les deux axes $\overrightarrow{e1_3}$ et $\overrightarrow{e2_3}$. La norme la plus petite définit la distance la plus courte entre le point de projection et notre repère 2D. Le diagramme de la figure 5.12 résume les étapes du système de classification adopté.

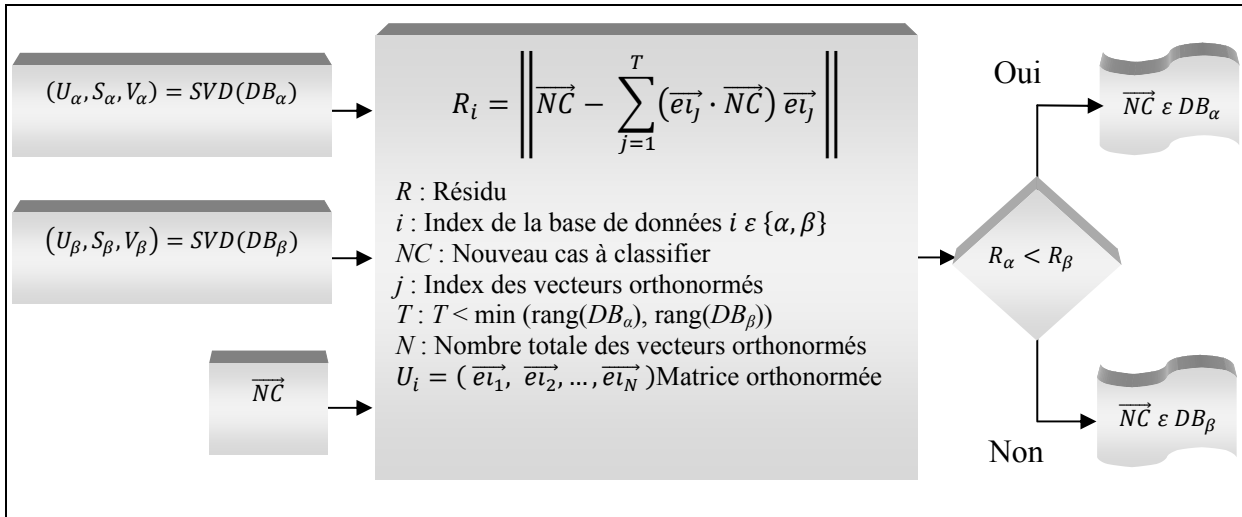


Figure 5.12 Algorithme du fonctionnement du système de classification.

Le système de classification élaboré utilise une classification hiérarchique deux par deux (Figures 5.12 et 5.5). Pour le premier niveau de classification, nous regroupons les sujets asymptomatiques dans une base de données notée BaseAS et les sujets OA (tous degré de sévérité confondus) dans une base de donnée notée BaseOA. Dans le second niveau de

classification, nous regroupons les sujets gonarthrosiques de degrés KL1 et KL2 dans une seule base ($\text{BaseOA}_{\text{KL1,2}}$) et les degrés KL3 et KL4 dans une autre base ($\text{BaseOA}_{\text{KL3,4}}$). Le tableau 5.4 montre le regroupement des sujets de la base de données.

Tableau 5.4 Regroupement des bases de notre base de données

Nomination des bases	BaseAS	BaseOA	BaseOA _{KL1,2}	BaseOA _{KL3,4}
Sujets	AS	OA _{KL1} OA _{KL2} OA _{KL3} OA _{KL4}	OA _{KL1} OA _{KL2}	OA _{KL3} OA _{KL4}
Nombre de sujets	14	30	16	14

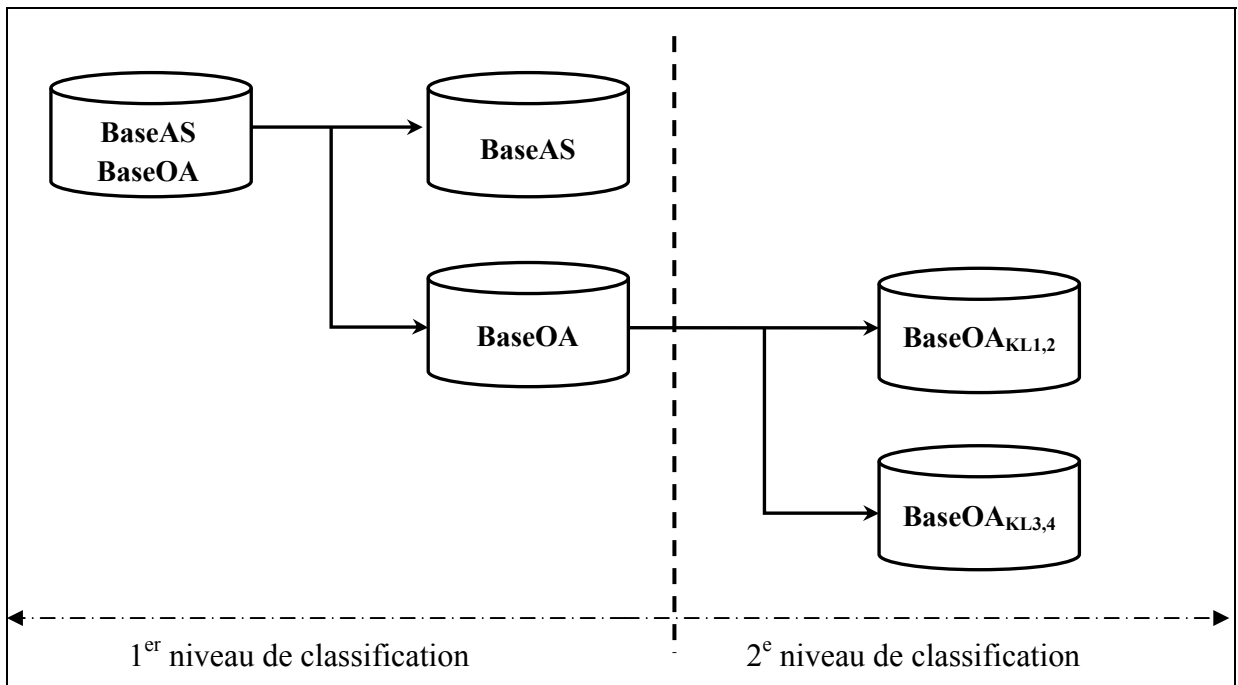


Figure 5.13 La représentation des deux niveaux de la classification hiérarchique.

5.8 La sélection des caractéristiques

La sélection des caractéristiques de la section 3.2.2 consiste à trouver les caractéristiques utiles pour représenter les données. Dans notre cas, nous parlons de deux types d'extraction des caractéristiques : L'extraction des caractéristiques globales, lorsque nous considérons le signal cinématique en partie (sous-cycle) ou en totalité (cycle total) et l'extraction des caractéristiques locales, lorsque nous décrivons le signal cinématique par des points spécifiques durant le cycle de marche.

Quel que soit le type de sélection choisie, la sélection des caractéristiques des sujets AS et des sujets OA ainsi que leurs degrés se fait également par deux niveaux hiérarchiques de sélection de caractéristiques : un premier niveau entre les sujets AS et OA et le second entre les degrés des sujets gonarthrosiques $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ (Figure 5.14).

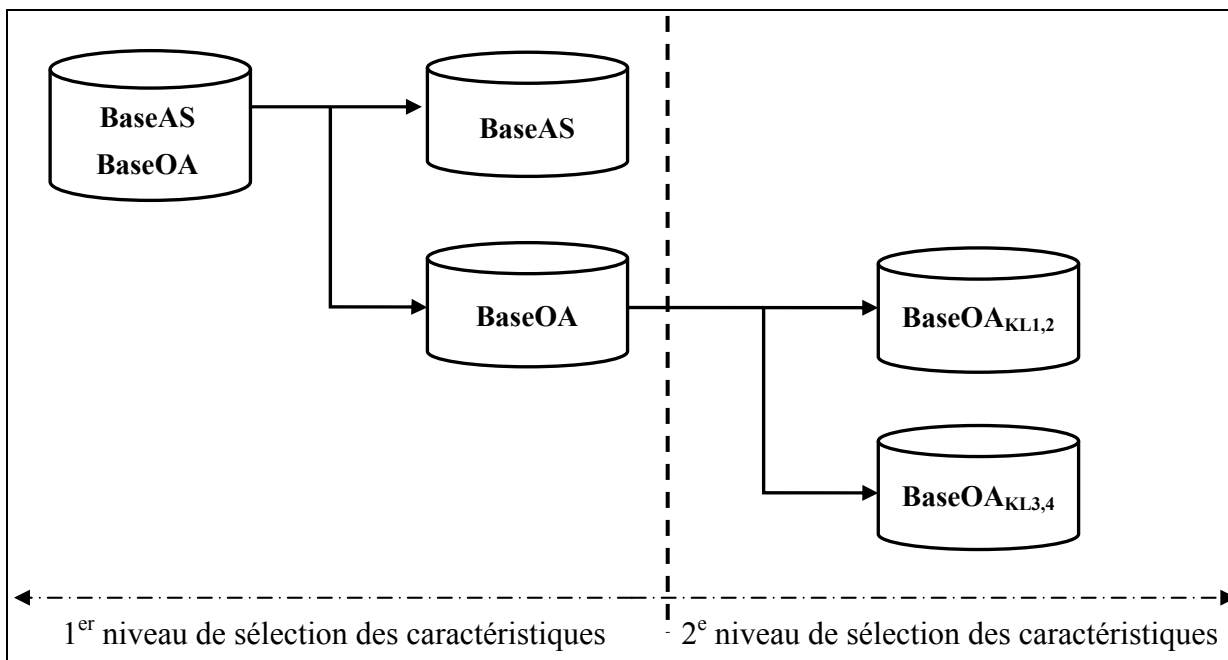


Figure 5.14 La représentation des deux niveaux hiérarchiques de sélection des caractéristiques.

5.8.1 Sélection des caractéristiques des représentations globales

L'approche globale consiste à caractériser les signaux cinématiques en partie (partie foncée) ou bien en leur totalité (partie claire) comme illustré à la figure 5.15.

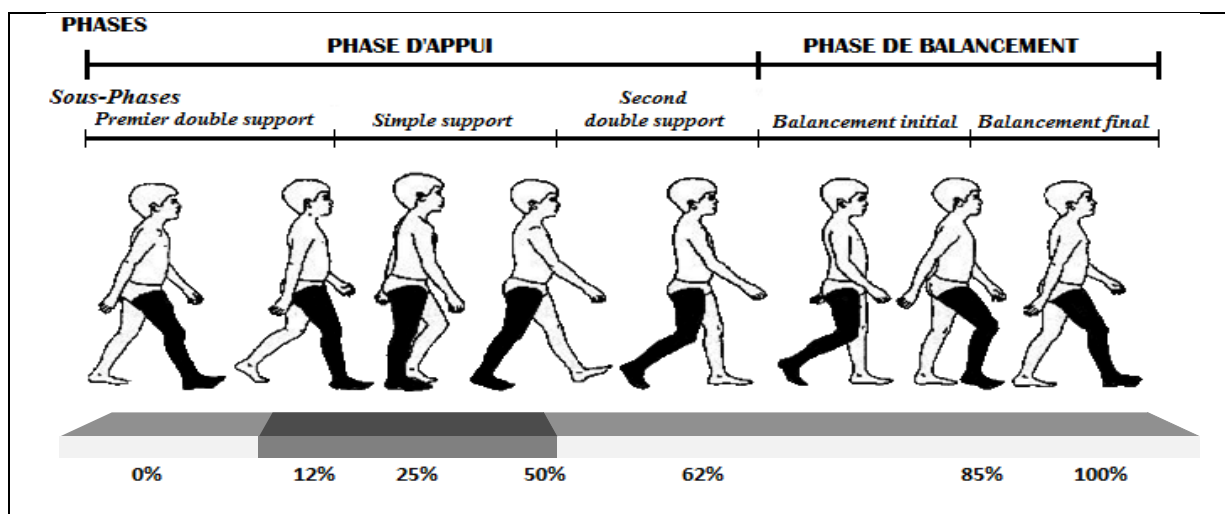


Figure 5.15 Représentation de chacune des phases d'un cycle de marche normal. La partie claire représente le cycle de marche au complet. La partie foncée représente un sous-cycle du cycle de marche.

Tirée et modifiée de Skinner, (2006)

La caractérisation du signal en sa totalité implique des contraintes de surdimensionnement de la base de données, ce qui affaiblit les chances de trouver un bon système de classification. L'une des hypothèses suggérée consiste à trouver un sous-cycle du signal global de marche qui renferme l'information pertinente pour la bonne discrimination des sujets des différents groupes. Pour y parvenir, une technique expérimentale a été élaborée afin de trouver le sous-cycle des signaux cinématiques le plus discriminant. La technique est décrite par les six étapes suivantes : 1 – La taille de la fenêtre glissante ou du sous-cycle s'initialise à 2 ($Vec = 2$); 2 – La fenêtre glissante se place au début du signal cinématique ($Pos = 1$); 3 – Une nouvelle base de données contenant le sous-cycle du signal cinématique choisie $Base(Pos, Pos + vec - 1)$ est construite; 4 – Ensuite, le système de classification est réalisé sur la nouvelle base de données et il est évalué par une validation croisée. Le taux de classification est enregistré pour une utilisation ultérieure; 5 – La position de la fenêtre glissante sur le

signal cinématique est incrémentée, puis les étapes 2, 3 et 4 sont répétées jusqu'à ce que la fenêtre glissante arrive à la fin du signal cinématique ($101 - \text{Vec}$); 6 – Après, la taille de la fenêtre glissante ($\text{Vec} = \text{Vec} + 1$) est incrémentée, puis elle est placée de nouveau sur le début du signal cinématique (étape 2). Le système d'extraction et de test des caractéristiques globales se termine lorsque la taille de la fenêtre glissante devient plus grande que la taille du signal cinématique global ($\text{Vec} > 100$) (Figure 5 16).

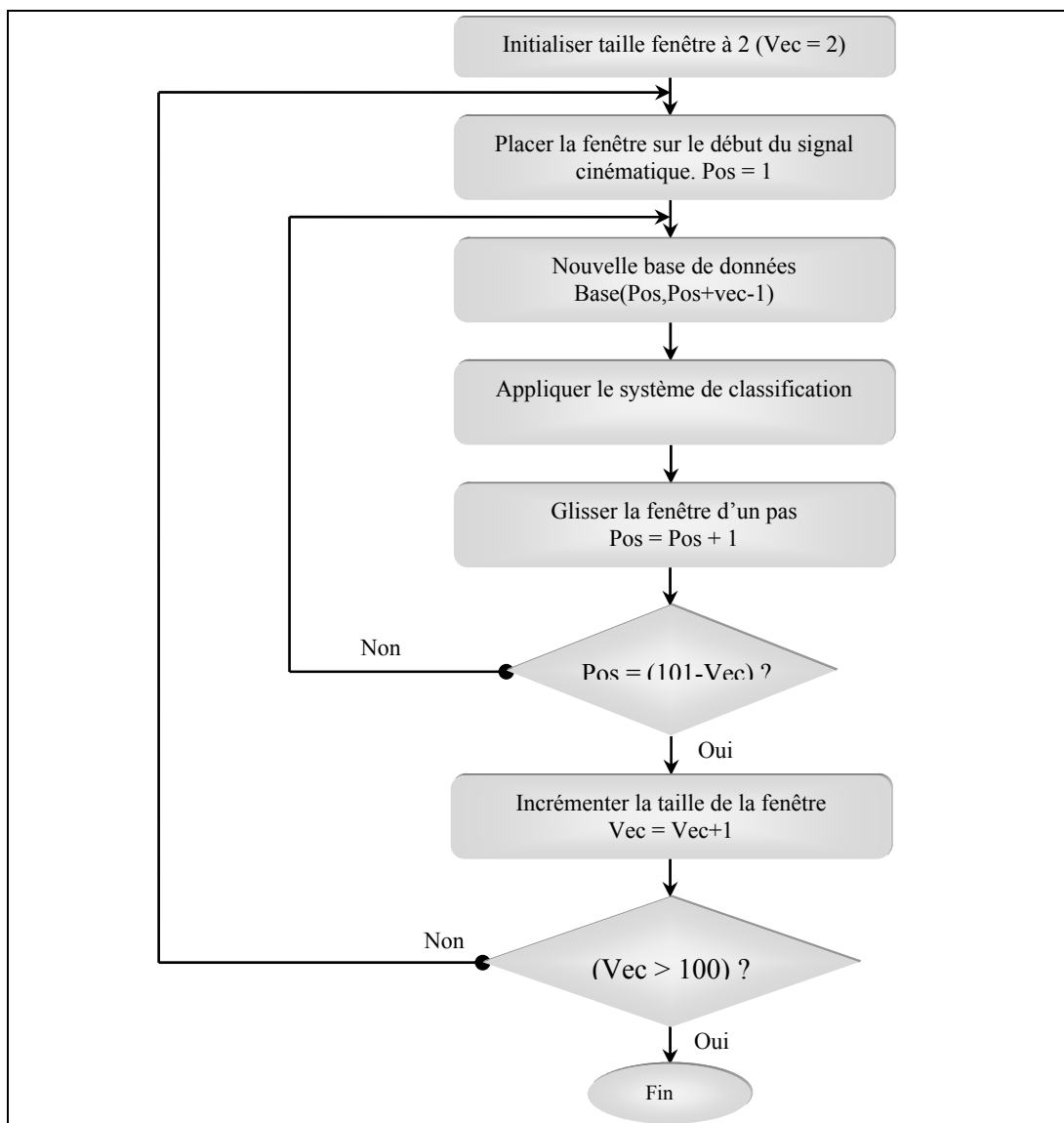


Figure 5 16 Algorithme de recherche du meilleur sous-cycle du cycle de marche.

5.8.2 Sélection des caractéristiques des représentations locales

L'approche locale consiste à caractériser les données cinématiques par des points spécifiques sur la courbe des données. L'appellation la plus courante des caractéristiques locales est « les points d'intérêts ». Les données cinétiques ne sont pas considérées pour la classification. Elles sont considérées uniquement pour la détermination des points d'intérêts cinématiques (Tableau 5.5).

Tableau 5.5 Les caractéristiques de l'approche locale

Les données cinétiques	Forces verticales	
	Pfv1	Contact initial
	Pfv2	1 ^{er} maximum entre 15 % et 35 %
	Pfv3	2 ^e maximum entre 45 % et 65 %
	Pfv4	Minimum entre Pfv1 et Pfv2
	Pfv5	Envol du pied (Toe-off)
	Pfv6	Fin du cycle
	Pfv7	Début du simple appui
	Pfv8	Fin du simple appui
Les données cinématiques	Flexion-extension	
	Pflex1	Valeur maximale de la flexion-extension
	Pflex2	Valeur minimale de la flexion-extension
	Pflex3	Valeur minimale entre Pfv2 et Pflex1
	Pflex4	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2
	Adduction-Abduction	
	Pabd1	Valeur maximale de l'adduction-abduction
	Pabd2	Valeur minimale de l'adduction-abduction
	Pabd3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6
	Pabd4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6
	Pabd5	Valeur minimale entre Pfv1 et Pfv2
	Pabd6	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2
	Rotation interne-externe	
	Prot1	Valeur maximale de la rotation interne-externe
	Prot2	Valeur maximale de la rotation interne-externe
	Prot3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6
	Prot4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6

Les signaux cinématiques sont représentés par 14 points d'intérêts : Quatre pour la flexion-extension (Pflex1, Pflex2, Pflex3 et Pflex4), six pour le signal cinématique d'adduction-abduction (Pabd1, Pabd2, Pabd3, Pabd4, Pabd5 et Pabd6) et, finalement, quatre pour le signal cinématique de rotation interne-externe (Prot1, Prot2, Prot3 et Prot4). Le tableau 5.5 résume les caractéristiques locales et leur signification (exemple à la figure 5.17).

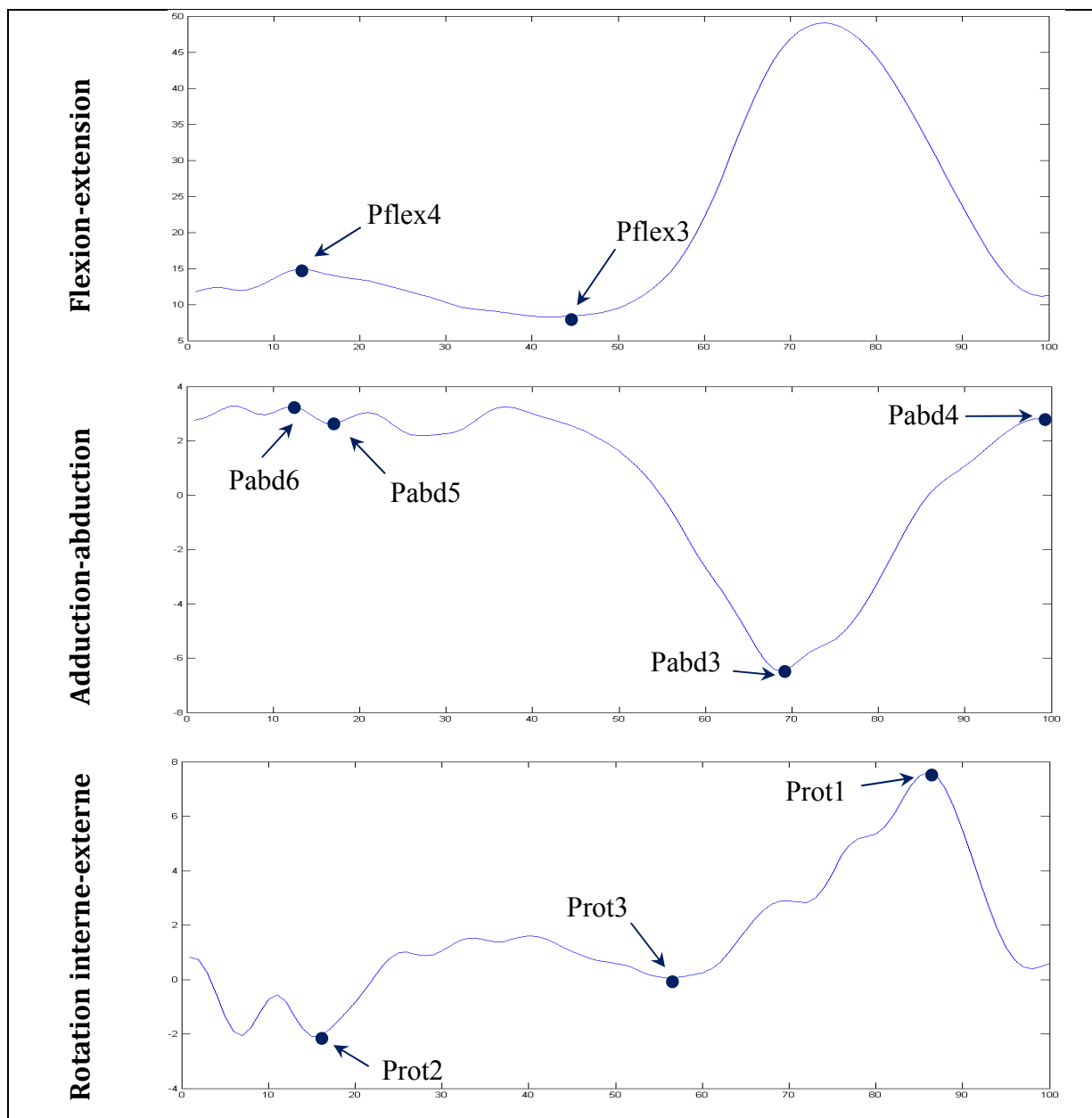


Figure 5.17 Exemple de représentation des points d'intérêts sur les signaux cinématiques.

L'hypothèse posée est que les 14 points ne portent pas tous de l'information pertinente et qu'il existe un nombre n de caractéristiques locales qui peuvent représenter la totalité des signaux cinématiques. Pour y arriver, une technique expérimentale a été élaborée afin de trouver le meilleur choix de caractéristiques locales (Figure 5.16).

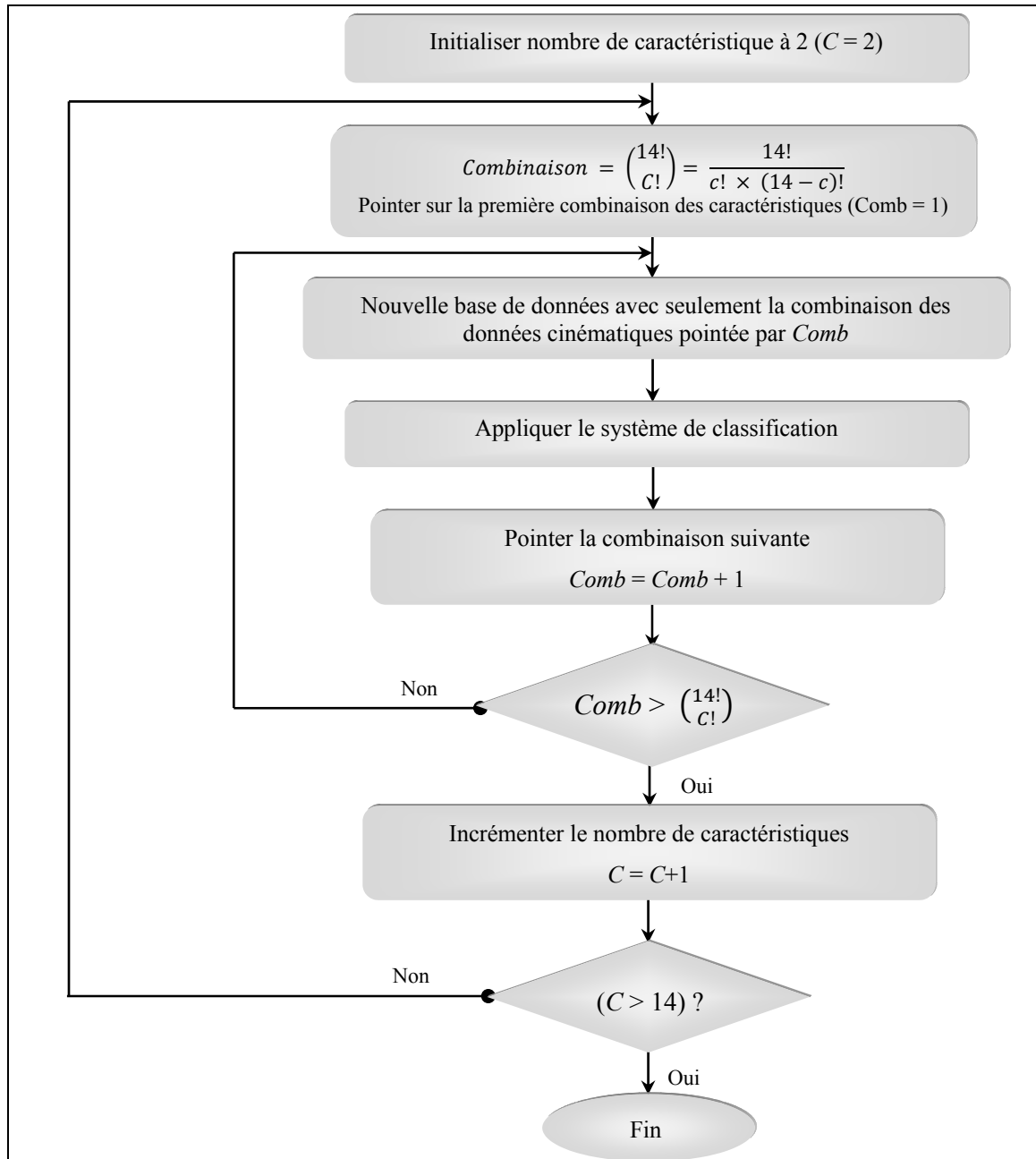


Figure 5.18 Algorithme de sélection des meilleures caractéristiques locales.

Voici l'algorithme élaboré : 1 – Le nombre de caractéristiques est initialisé à deux ($C = 2$); 2 – Le nombre de combinaisons possibles C parmi 14 est calculé par l'équation (5.15), puis la première combinaison ($Comb = 1$) est pointée; 3 – Une nouvelle base de données est créée avec les C points d'intérêt pointés par $Comb$; 4 – Notre système de classification est appliqué tout en sauvegardant le taux; 5 – Le pointeur de combinaison $Comb$ est incrémenté, puis les étapes 3 et 4 sont répétés tant que le pointeur n'est pas encore arrivé à la fin des combinaisons. Une fois que toutes les combinaisons sont épuisées, le nombre de caractéristiques C est incrémenté, puis les étapes 2, 3, 4 et 5 sont répétés tant que $C \leq 14$.

$$Combinaison = \binom{14!}{C!} = \frac{14!}{c! \times (14 - c)!} \quad (5.15)$$

5.9 Évaluation du classificateur

Tel qu'il a été abordé dans le chapitre 2, l'évaluation des performances d'un classificateur se fait généralement par le calcul du taux de classification globale, la sensibilité et la spécificité. La matrice de confusion est utilisée pour mieux représenter et interpréter les résultats du classificateur.

5.9.1 Taux de classification

Le taux de classification est l'une des méthodes d'évaluation la plus simple et la plus naturelle d'un classificateur. Elle consiste à calculer l'ensemble des données bien classées par rapport à l'ensemble des données totales. Voici la relation :

$$Taux\ de\ classification = \frac{Données\ bien\ classées}{Nbr\ total\ de\ données} \quad (5.16)$$

Voici le calcul du taux d'erreur :

$$Taux\ d'erreur = (1 - Taux\ de\ classification) \quad (5.17)$$

5.9.2 Matrice de confusion

La matrice de confusion est une technique qui détermine l'erreur de classification de l'ensemble du test par rapport à l'ensemble totale des données. La matrice de confusion est une matrice carrée de taille $[2 \times 2]$ où 2 représente le nombre de classes de notre base de données. Les colonnes de cette matrice correspondent au nombre d'occurrences des classes estimées, alors que les lignes correspondent au nombre d'occurrences des classes réelles. La matrice de confusion constitue un très bon outil de mesure de la qualité d'un système de classification. Dans notre cas, nous utilisons deux matrices de confusions, une pour chaque niveau de classification. La première entre les sujets AS et OA, et la deuxième entre les grades des sujets OA ($OA_{KL1,2}/OA_{KL3,4}$) (Tableau 5.6).

Tableau 5.6 Les matrices de confusion des deux niveaux de classification AS/OA et $OA_{KL1,2}/OA_{KL3,4}$

1 ^{er} niveau de classification			2 ^e niveau de classification		
Groupe d'analyse (Classe réelle)	Résultat de classification (Classe prédite)		Groupe d'analyse (Classe réelle)	Résultat de classification (Classe prédite)	
	AS	OA		$OA_{KL1,2}$	$OA_{KL3,4}$
AS (n = 14)	Vrai	Faux	$OA_{KL1,2}$ (n = 16)	Vrais	Faux
OA (n = 30)	Faux	Vrai	$OA_{KL3,4}$ (n = 14)	Faux	Vrais

5.9.3 Validation du classificateur

Le système de validation utilise la technique du Leave-one-out. Leave-one-out ou la validation croisée est un cas particulier du K-fold présenté dans le chapitre 2. Cette technique consiste à faire ressortir un seul échantillon de la base d'échantillon et de le considérer

comme échantillon de validation. Le reste des échantillons de la base $N-1$ est pris comme échantillon d'entraînement. Le processus de validation sera répété N fois (N : nombre de sujets de notre base de données) (Figure 5.19). Dans notre cas, $N = 44$ sujets pour une validation entre les sujets AS et OA et $N = 30$ entre les degrés des sujets OA ($OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$). La validation croisée peut être coûteuse pour le calcul, lorsque la base de données est grande, ce qui n'est pas le cas présent.

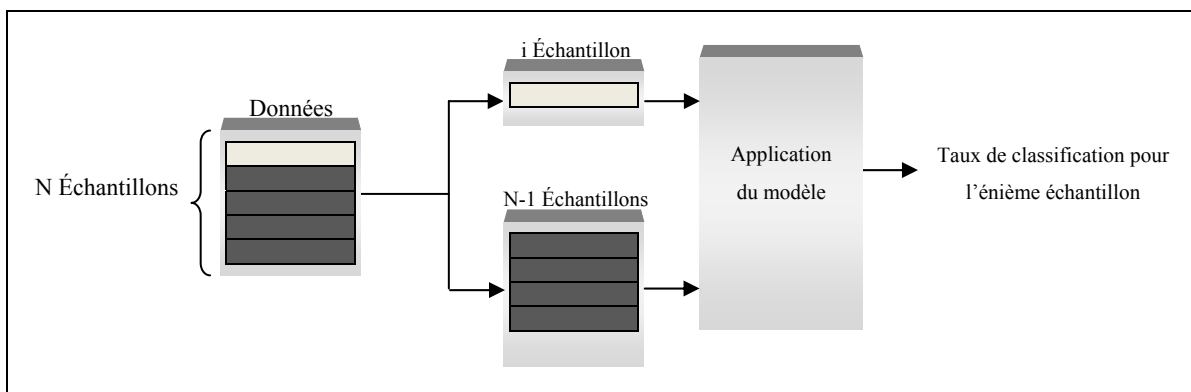


Figure 5.19 Méthode de validation leave-one-out.

5.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté tous les aspects techniques reliés à la méthodologie adoptée. Le système de classification conçu utilise la SVD pour trouver la partie du signal la plus discriminante pour les représentations globales et la meilleure combinaison des caractéristiques pour les représentations locales par la recherche de l'espace où les données sont les plus représentatives possibles. Cette technique est évaluée par la matrice de confusion et validée par la méthode du « leave-on-out ».

CHAPITRE 6

RÉSULTATS

6.1 Introduction

Le présent chapitre présente les résultats de la méthode de classification adoptée et il se décompose en deux grandes parties : la première s'articule autour des résultats des présentations globales du signal cinématique. Dans cette partie, nous utilisons le système de classification élaboré dans le chapitre 5 qui se base sur la méthode de minimisation de résidu de la projection sur une base orthonormée par la décomposition en SVD sur un sous-cycle du cycle de marche pour trouver le sous-cycle le plus discriminant. Quant à la deuxième partie du chapitre, elle s'articule autour des résultats de classification des représentations locales. Dans cette partie, nous utilisons le même système de classification sur une combinaison des points d'intérêts des données cinématiques pour trouver la combinaison la plus discriminante.

6.2 Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques

L'approche globale consiste à caractériser les signaux cinématiques en leur totalité durant le cycle de marche normal par la recherche de sous-cycle du cycle de marche le plus discriminant. Le système de classification utilisé cherche à minimiser le résidu de la projection sur une base orthonormée par la décomposition en SVD sur un sous-cycle du cycle de marche pour trouver le sous-cycle le plus discriminant. Pour y parvenir, la classification des sujets AS et des sujets OA ainsi que leur degré se fait par deux niveaux de classifications hiérarchiques : une première partie entre AS et OA et une seconde entre les degrés des sujets gonarthrosiques $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

6.2.1 Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques des sujets AS et OA

Les résultats de classification des données cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne-externe entre les sujets AS et OA sont résumés dans le tableau 6.1.

Tableau 6.1 Taux de classification des signaux cinématiques des sujets AS et OA.

Signal cinématique	Taille du sous-cycle	Sous-cycle	Nombre de vecteurs orthonormés	Taux
Adduction-abduction	30	10 % - 39 %	12	93,2 %
	31	10 % - 40 %	12	93,2 %
Flexion-extension	25	28 % - 52 %	12	88,6 %
	26	28 % - 53 %	12	88,6 %
Rotation interne-externe	35	11 % - 45 %	12	84,1 %
	37	22 % - 58 %	14	84,1 %
	42	22 % - 63 %	13	84,1 %
	44	22 % - 65 %	14	84,1 %

Deux sous-cycles sont considérés comme les plus discriminants pour le signal d'adduction-abduction (10 % - 39 %) et (10 % - 40 %). La taille des deux sous-cycles est respectivement de 30 et de 31. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents sont les 12 premiers et donnent un taux de classification de 93,18 %.

La figure 6.1 illustre le graphe 3D des taux de classifications de la fenêtre glissante de taille 31 en fonction de son emplacement sur le signal cinématique d'adduction-abduction et du nombre de vecteurs orthonormés. La figure 6.2 représente la projection de la figure 6.1 sur le plan 2D. Le spectre de couleur utilisé varie en fonction du taux de classification. Le meilleur taux de classification pour la fenêtre glissante de taille 31 correspond à l'intersection entre le nombre de vecteurs orthonormés (12) et de l'emplacement (10) sur le cycle de marche. Les deux graphes des figures 6.1 et 6.2 démontrent que le meilleur taux de classifications suit une logique normale. Les taux de classifications augmentent aux alentours de l'intersection discriminante. La partie la plus discriminante sur le signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets AS et OA est illustrée par la figure 6.3.

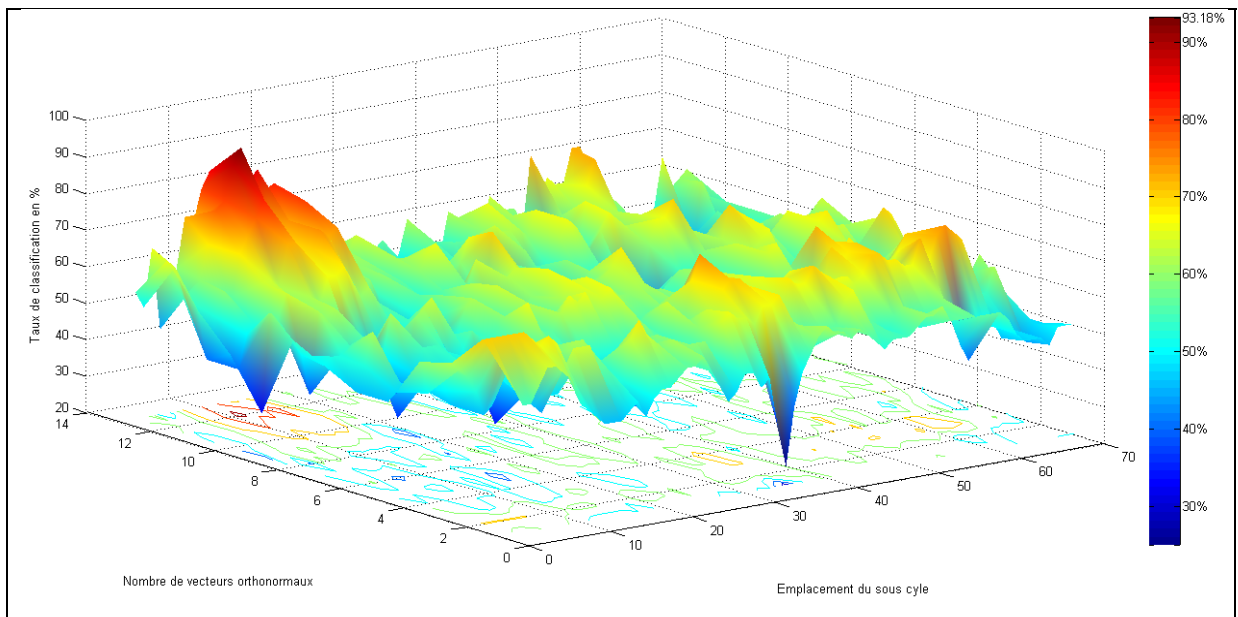


Figure 6.1 Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets AS et OA en fonction de la position du sous-cycle (10 % - 40 %) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation 3D.

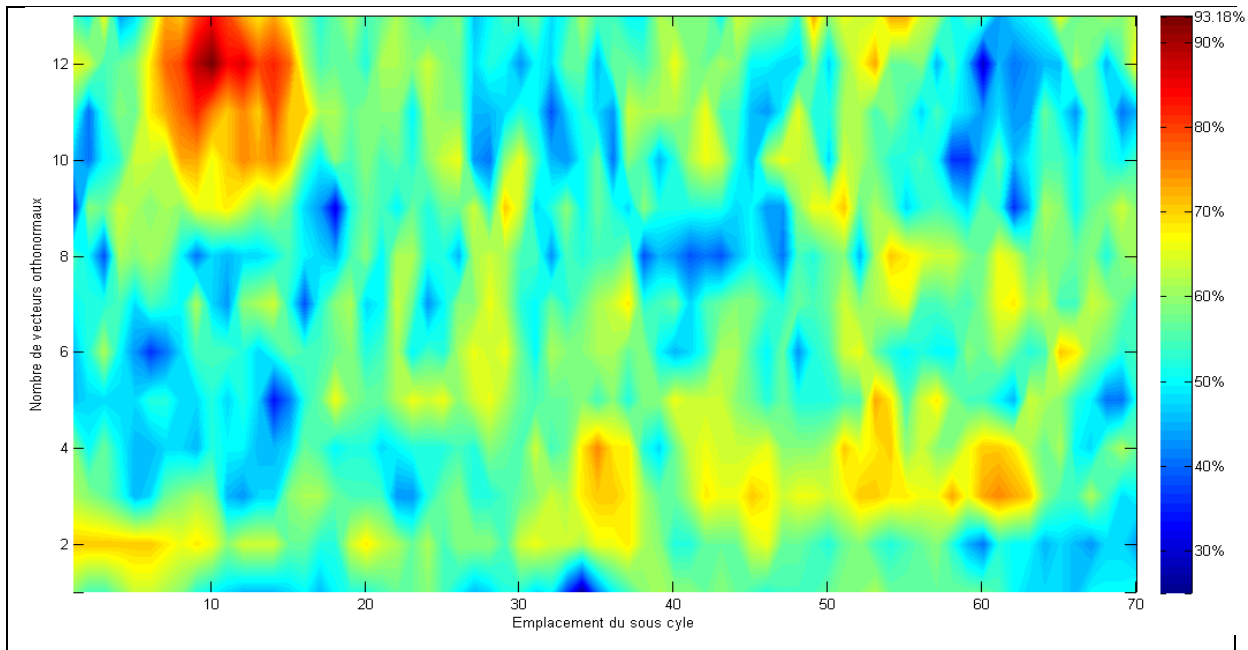


Figure 6.2 Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets AS et OA en fonction de la position du sous-cycle (10% - 40%) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation 2D.

La figure 6.1 illustre le graphe 3D des taux de classifications de la fenêtre glissante de taille 31 en fonction de son emplacement sur le signal cinématique d'adduction-abduction et du nombre de vecteurs orthonormés. La figure 6.2 représente la projection de la figure 6.1 sur le plan 2D. Le spectre de couleur utilisé varie en fonction du taux de classification. Le meilleur taux de classification pour la fenêtre glissante de taille 31 correspond à l'intersection entre le nombre de vecteurs orthonormés (12) et de l'emplacement (10) sur le cycle de marche. Les deux graphes des figures 6.1 et 6.2 démontrent que le meilleur taux de classifications suit une logique normale. Les taux de classifications augmentent aux alentours de l'intersection discriminante. La partie la plus discriminante sur le signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets AS et OA est illustrée par la figure 6.3.

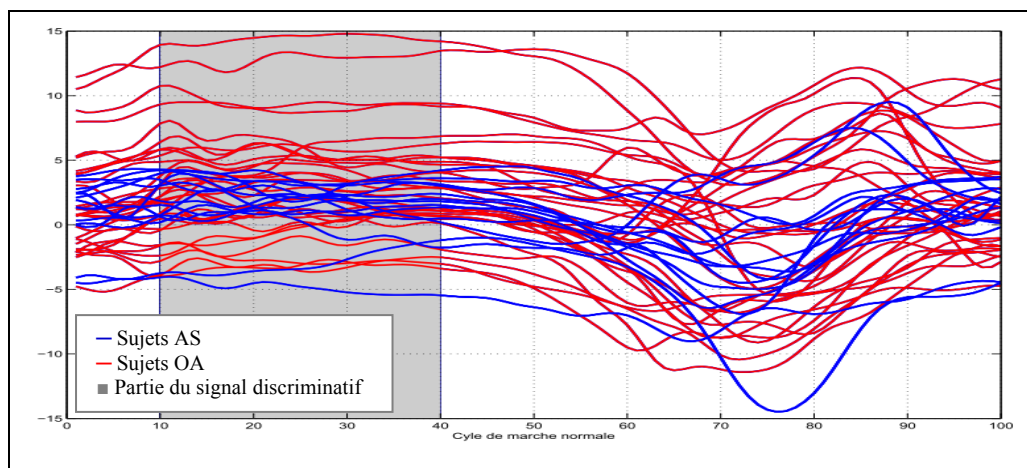


Figure 6.3 Représentation de la partie cinématique du signal d'adduction-abduction la plus discriminante entre les sujets AS/OA – sous-cycle (10 % - 40 %).

En ce qui concerne le signal cinématique de flexion-extension, deux sous-cycles sont considérés comme les plus discriminants (28 % - 52 %) et (28 % - 53 %). La taille des deux sous-cycles est respectivement de 25 et de 26. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents sont les 12 premiers et donnent un taux de classification de 88,6 %. La figure 6.4 illustre le sous cycle discriminant (28 % - 53 %) sur les données cinématiques de flexion-extension entre les sujets AS et OA.

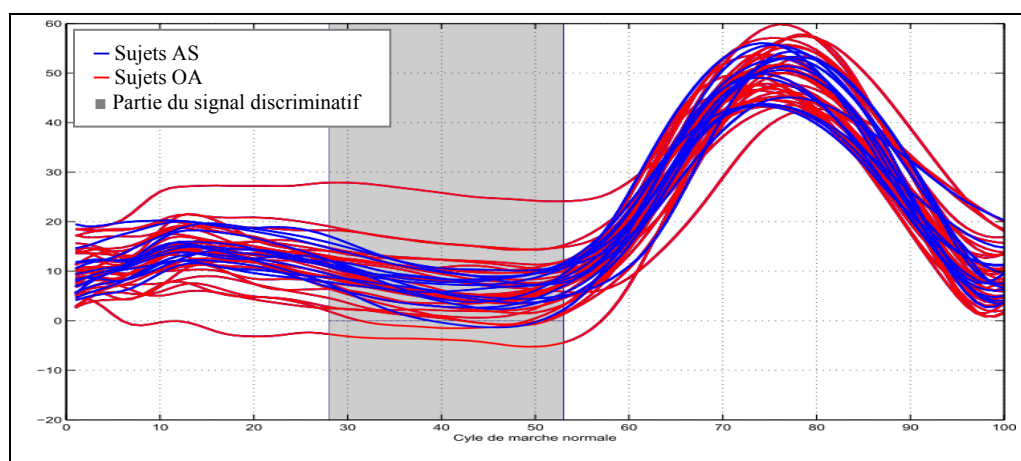


Figure 6.4 Représentation de la partie cinématique du signal de flexion-extension la plus discriminante entre les sujets AS et OA – sous-cycle (28 % - 53 %).

Pour terminer, quatre sous-cycles du cycle de marche sont considérés comme les plus discriminants pour le signal cinématique de rotation interne-externe : (11 % - 45 %), (22 % - 58 %), (22 % - 63 %) et (22 % - 65 %). La taille des quatre sous-cycles est respectivement de 35, 37, 42 et 44. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents pour les quatre sous-cycles sont respectivement au nombre de 12, 14, 13 et 14. Le taux de classification pour les quatre sous-cycles est de 88,1 %. La figure 6.5 illustre le sous-cycle discriminant (28 % - 53 %) sur les données cinématiques de rotation interne-externe entre les sujets AS et OA.

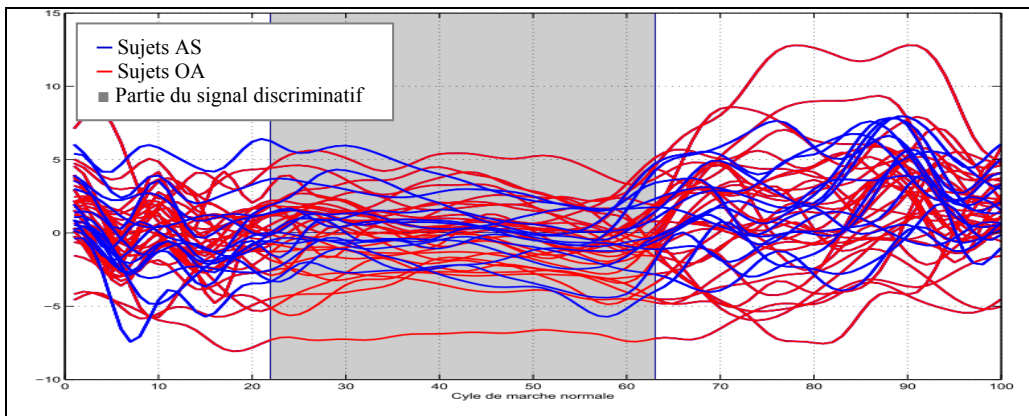


Figure 6.5 Représentation de la partie cinématique du signal de rotation interne-externe la plus discriminante entre les sujets AS et OA sous-cycle (22 % - 63 %).

En comparant les taux de classification des données cinématiques entre les sujets AS et OA, nous constatons que le signal cinématique d'adduction-abduction représente le signal le plus discriminant avec un taux de classification de 93,2 %. Les sous-cycles du signal cinématique d'adduction-abduction les plus discriminants sont de (10 % - 39 %) et de (10 % - 40 %). Ces deux sous-cycles correspondent au milieu de la phase d'appui auxquels s'ajoute une partie de la fin de la phase d'appui du cycle de marche normal. La figure 6.6 résume les meilleurs taux de classification des différents signaux cinématiques ainsi que leurs sous-cycles discriminants.

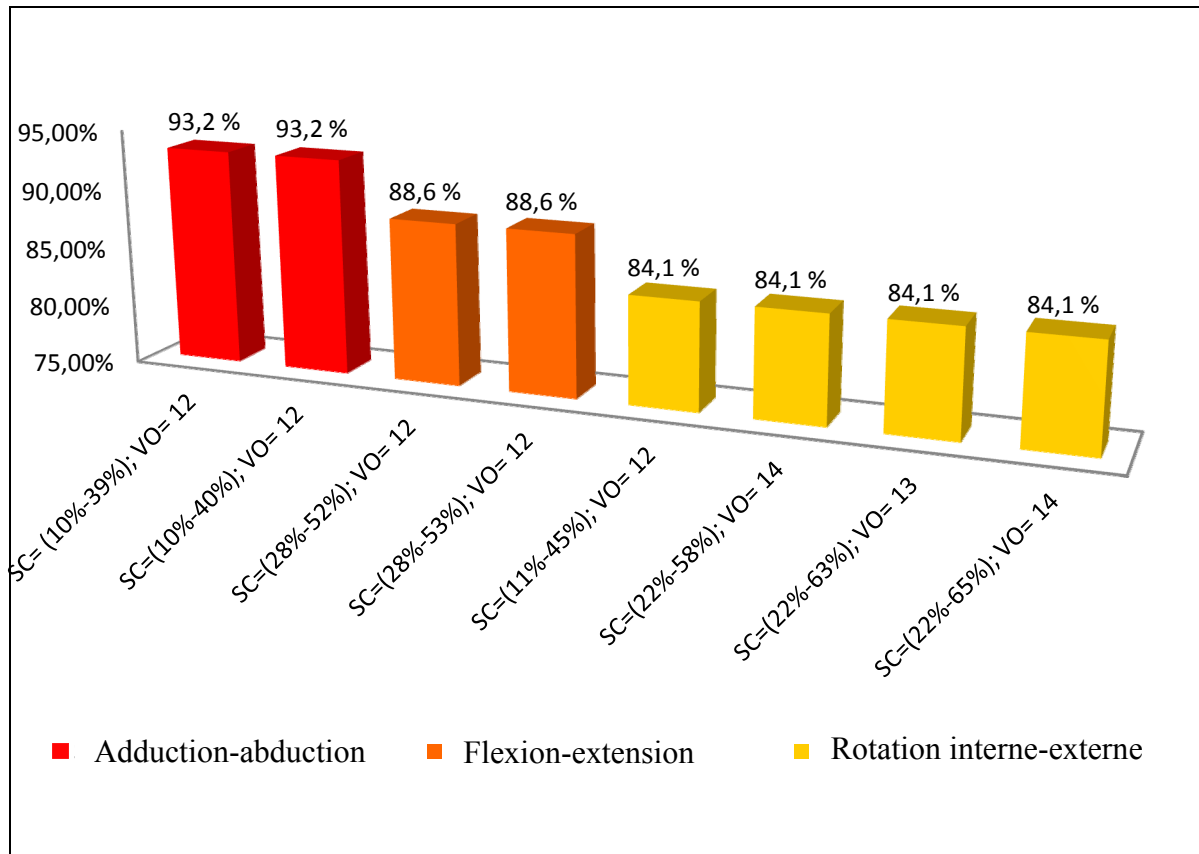


Figure 6.6 Représentation des meilleurs taux de classification des sujets AS et OA pour chacun des signaux cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne externe. (SC désigne le sous-cycle du cycle de marche le plus discriminant; VO indique le nombre de vecteurs orthonormés utilisés).

6.2.2 Classification basée sur la présentation globale des données cinématiques des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$

Les résultats de classification des données cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne-externe entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ sont résumés dans le tableau 6.2.

Tableau 6.2 Taux de classification des signaux cinématiques des sujets OA_{KL1,2} et OA_{KL3,4}

Signal cinématique	Taille du sous-cycle	Sous-cycle	Nombre de vecteurs orthonormés	Taux
Adduction-abduction	34	66 % - 99 %	12	93,3 %
	35	66 % - 100 %	12	93,3 %
Flexion-extension	18	2 % - 19 %	14	90 %
	20	7 % - 26 %	10	90 %
	27	5 % - 31 %	12	90 %
	28	5 % - 32 %	11	90 %
Rotation interne-externe	17	1 % - 17 %	8	90 %
	18	1 % - 18 %	8	90 %
	20	1 % - 20 %	9	90 %
	29	23 % - 51 %	13	90 %
	30	23 % - 52 %	13	90 %

Deux sous-cycles sont considérés comme les plus discriminants pour le signal d'adduction-abduction : (66 % - 99 %) et (66 % - 100 %). La taille des deux sous-cycles est respectivement de 34 et de 35. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents pour la discrimination des sujets OA_{KL1,2} et OA_{KL3,4} sont les 12 premiers et ils donnent un taux de classification de 93,33 %.

La figure 6.7 illustre le graphe en 3D des taux de classifications de la fenêtre glissante de taille 31 en fonction de son emplacement sur le signal cinématique d'adduction-abduction et du nombre de vecteurs orthonormés. La figure 6.8 représente la projection de la figure 6.7 en 2D. Le spectre de couleur utilisé varie en fonction du taux de classification. Le meilleur taux de classification pour la fenêtre glissante de taille 31 correspond à l'intersection entre le nombre de vecteurs orthonormés (12) et de l'emplacement (10) sur le cycle de marche. La

figure 6.9 illustre la partie la plus discriminante sur le signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

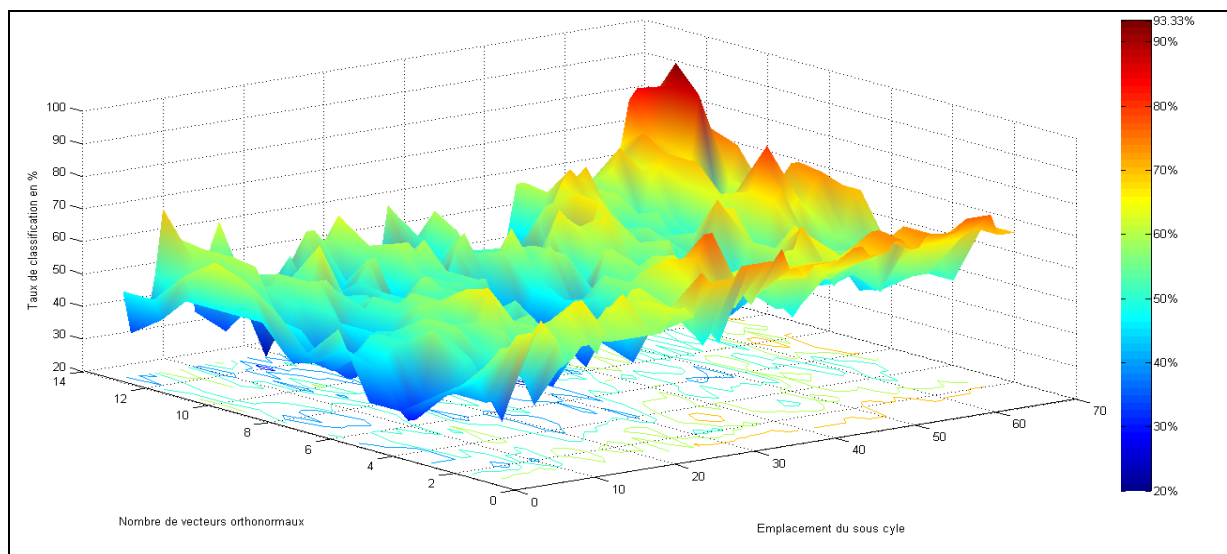


Figure 6.7 Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ en fonction de la position du sous-cycle (66 % - 100 %) et du nombre de vecteurs orthonormés - Représentation en 3D.

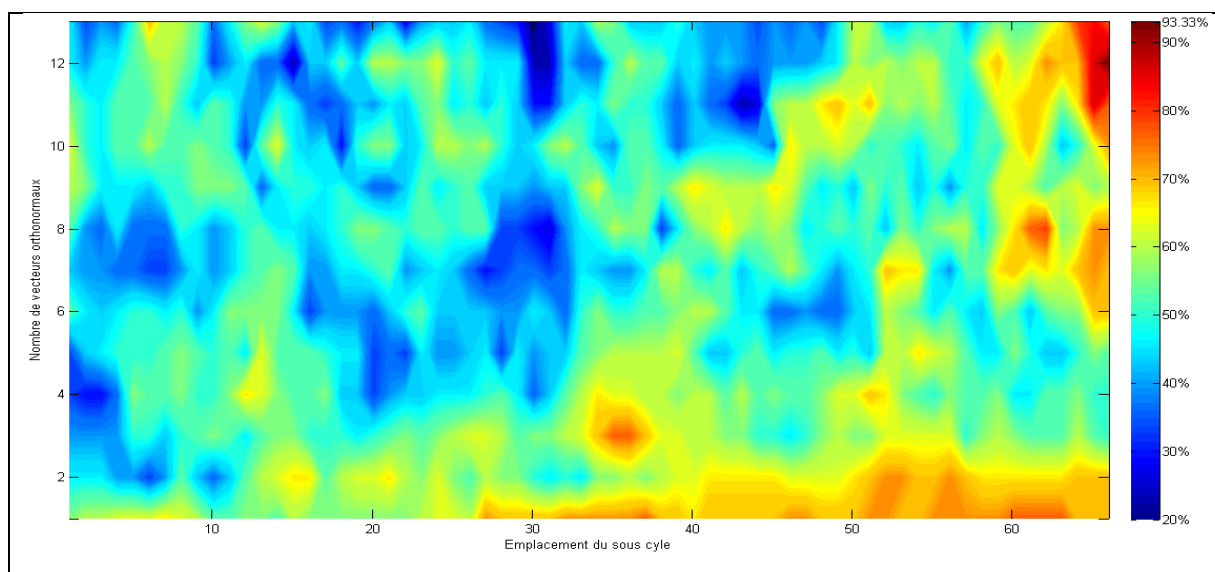


Figure 6.8 Taux de classification du signal d'adduction-abduction sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ en fonction de la position du sous-cycle (66 % - 100 %) et du nombre de vecteurs orthonormés – Représentation en 2D.

La figure 6.7 illustre le graphe en 3D des taux de classifications de la fenêtre glissante de taille 31 en fonction de son emplacement sur le signal cinématique d'adduction-abduction et du nombre de vecteurs orthonormés. La figure 6.8 représente la projection de la figure 6.7 en 2D. Le spectre de couleur utilisé varie en fonction du taux de classification. Le meilleur taux de classification pour la fenêtre glissante de taille 31 correspond à l'intersection entre le nombre de vecteurs orthonormés (12) et de l'emplacement (10) sur le cycle de marche. La figure 6.9 illustre la partie la plus discriminante sur le signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

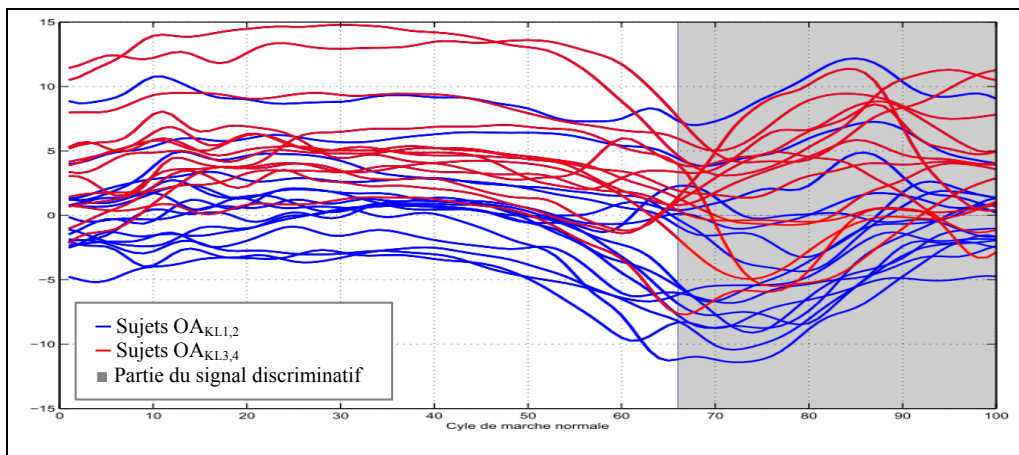


Figure 6.9 Représentation de la partie cinématique du signal d'adduction-abduction la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (66 % - 100 %).

En ce qui concerne le signal cinématique de flexion-extension, quatre sous-cycles sont considérés comme les plus discriminants (2 % - 19 %), (7 % - 26 %), (5 % - 31 %) et (5 % - 32 %). La taille des deux sous-cycles est respectivement : 18, 20, 27 et 28. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents sont respectivement les 14, 10, 12 et 11 premiers et donnent un taux de classification de 90 %. La figure 6.10 illustre le sous-cycle discriminant (5 % - 31 %) sur les données cinématiques de flexion-extension entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

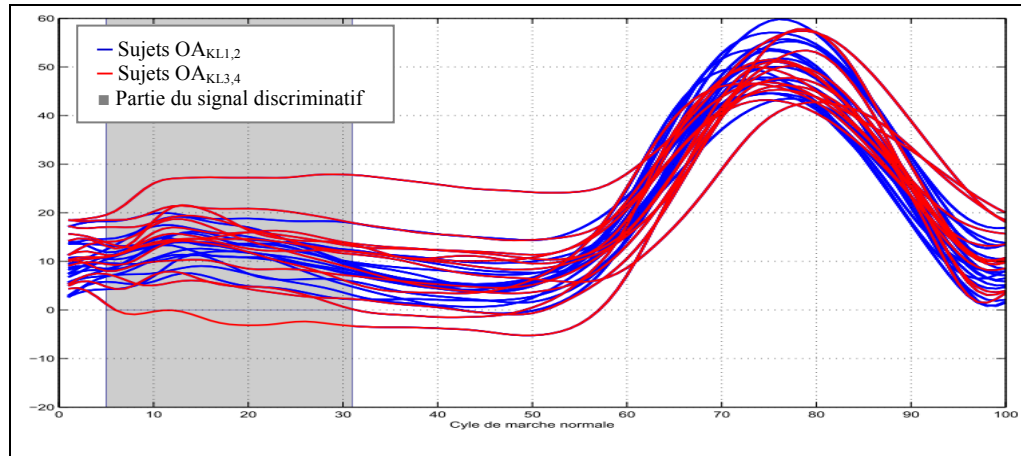


Figure 6.10 Représentation de la partie cinématique du signal de flexion extension la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (5 % - 31 %).

Enfin, cinq sous-cycles du cycle de marche sont considérés comme les plus discriminants pour le signal cinématique de rotation interne-externe (1 % - 17 %), (1 % - 18 %), (1 % - 20 %), (23 % - 51 %) et (23 % - 52 %). La taille des cinq sous-cycles est respectivement 17, 18, 20, 29 et 30. Les vecteurs orthonormés les plus pertinents pour les cinq sous-cycles sont respectivement au nombre de 8, 8, 9, 13 et 13. Le taux de classification pour les cinq sous-cycles est de 90 %. La figure 6.11 illustre le sous-cycle discriminant (28 % - 53 %) sur les données cinématiques de rotation interne-externe entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

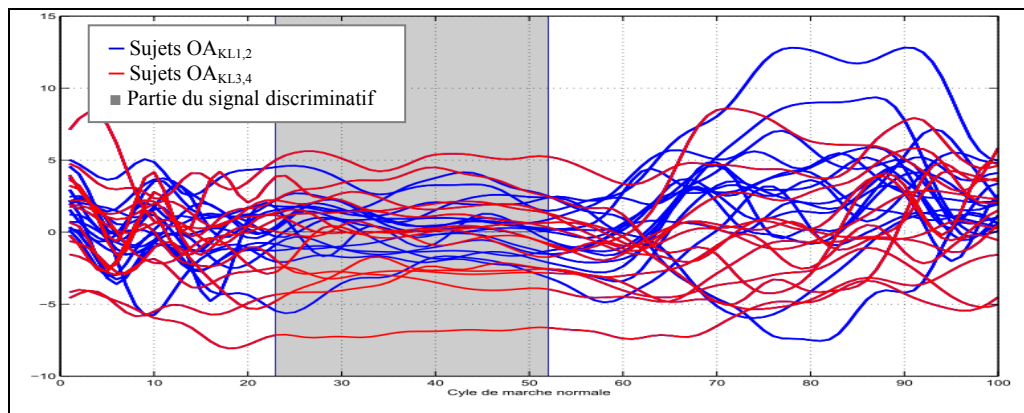


Figure 6.11 Représentation de la partie cinématique du signal de rotation interne-externe la plus discriminante entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ du sous-cycle (23 % - 52 %).

En comparant les taux de classification des données cinématiques entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$, nous constatons que le signal cinématique d'adduction-abduction représente le signal le plus discriminant avec un taux de classification de 93,3 %. Les deux sous-cycles du signal cinématique d'adduction-abduction les plus discriminants, (66 % - 99 %) et (66 % - 100 %), correspondent à la phase d'envol du cycle de marche. La figure 6.12 présente les meilleurs taux de classification des différents signaux cinématiques ainsi que leurs sous-cycles discriminants.

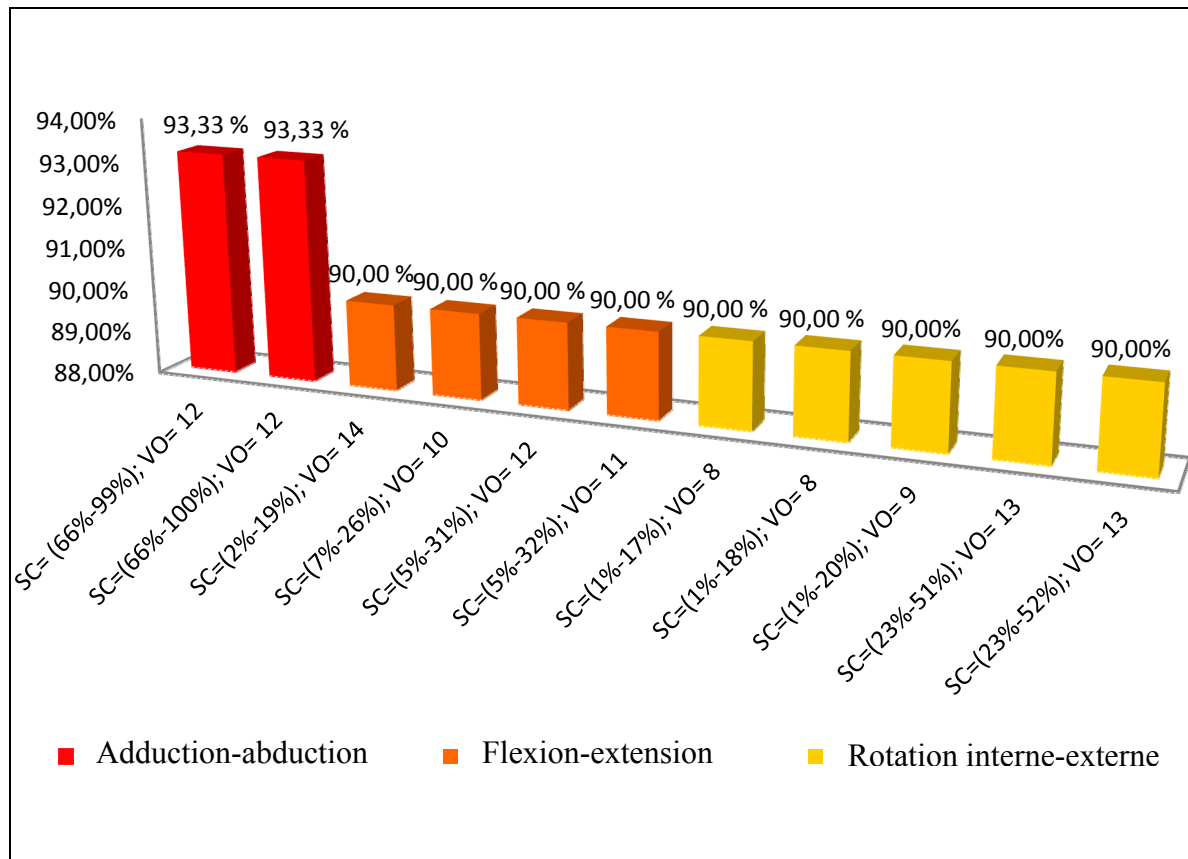


Figure 6.12 Représentation des meilleurs taux de classification des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ pour chacun des signaux cinématiques d'adduction-abduction, de flexion-extension et de rotation interne externe. (SC désigne le sous-cycle du cycle de marche le plus discriminant; VO indique le nombre de vecteurs orthonormés utilisés).

6.2.3 Matrice de confusion

Les meilleurs taux de classification entre les sujets AS et OA sont les données cinématiques d'adduction-abduction. La matrice de confusion des sujets asymptomatiques et gonarthrosiques est représenté par le tableau 6.3.

Tableau 6.3 La matrice de confusion des résultats de la classification du signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets AS et OA

Groupe d'analyse (Classe réelle)	Résultat de classification (Classe prédite)	
	AS	OA
AS (n = 14)	11	3
OA (n = 30)	0	30

Les taux de classification, de sensibilité et de spécificité des sujets AS et OA sont calculés comme suit :

$$Précision = \frac{(11 + 30)}{(14 + 30)} = 93,2 \%$$

$$Sensibilité = \frac{11}{(11 + 3)} = 78,6 \%$$

$$Spécificité = \frac{30}{(0 + 30)} = 100 \%$$

Les meilleurs taux de classification entre les sujets OA_{KL1,2} et OA_{KL3,4} sont les données cinématiques d'adduction-abduction. La matrice de confusion des sujets OA_{KL1,2} et OA_{KL3,4} est représenté dans le tableau 6.4.

Tableau 6.4 La matrice de confusion des résultats de la classification du signal cinématique d'adduction-abduction entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$

Groupe d'analyse (Classe réelle)	Résultat de classification (Classe prédite)	
	$OA_{KL1,2}$	$OA_{KL3,4}$
$OA_{KL1,2}$ (n=16)	15	1
$OA_{KL3,4}$ (n=14)	1	13

Les taux de classification, de sensibilité et de spécificité des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ sont calculés comme suit :

$$Précision = \frac{(15 + 13)}{(16 + 14)} = 93,3\%$$

$$Sensibilité = \frac{15}{(15 + 1)} = 93,7\%$$

$$Spécificité = \frac{13}{(1 + 13)} = 92,3\%$$

Les matrices de confusion indiquées dans les tableaux 6.3 et 6.4 représentent les résultats de classification du signal cinématique d'adduction-abduction. Ce signal est le plus discriminant pour les sujets AS et OA ainsi que pour leurs degrés $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. Le taux de classification des sujets AS et OA est de 93,2 % avec un taux de sensibilité de 78,6 % et un taux de spécificité de 100 %, tandis que le taux de classification des degrés des sujets gonarthrosiques $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ est de 93,3 %. Le taux de classification de chacun des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ est respectivement de 93,7 % et de 92,3 %.

6.3 Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques

Tout d'abord, la classification établie en fonction des approches locales consiste à caractériser les signaux cinématiques par des points d'intérêts, puis à chercher la combinaison la plus discriminante. La classification minimise le résidu de la projection sur une base orthonormée par la décomposition en valeur singulière sur une combinaison des caractéristiques locales. En fait, la classification des sujets AS et des Sujet $OA_{KL1,2,3,4}$ ainsi que leur degré se fait par deux niveaux de classifications hiérarchiques : une première partie entre AS et $OA_{KL1,2,3,4}$ et la seconde partie entre les degrés des sujets gonarthrosiques $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$.

6.3.1 Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques des sujets AS et OA































Les meilleurs taux de classification des représentations locales entre les sujets AS et OA sont représenté par le tableau 6.5. Le meilleur taux de classification entre les deux groupes, AS et OA, est de 77,3 %. Trois groupes dont les tailles des variables locales sont respectivement de 5, 5 et 6 avec un nombre de vecteurs orthonormés égal à 2 ont donné les meilleurs résultats de classification. Les signes  désignent les caractéristiques cinématiques choisies, tandis que les signes  désignent les caractéristiques ignorées.

Tableau 6.5 Les combinaisons des caractéristiques locales les plus discriminantes des sujets AS/OA

Nombre des variables locales		5	5	6
Les données cinématiques	Flexion-extension			
	Pflex1	Valeur maximale de la flexion-extension		
	Pflex2	Valeur minimale de la flexion-extension		
	Pflex3	Valeur minimale entre Pfv2 et Pflex1		
	Pflex4	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2		
	Adduction –abduction (add-abd)			
	Pabd1	Valeur maximale de l’add-abd		
	Pabd2	Valeur minimale de l’add-abd		
	Pabd3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6		
	Pabd4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6		
	Pabd5	Valeur minimale entre Pfv1 et Pfv2		
	Pabd6	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2		
	Rotation interne-externe (Rot)			
	Prot1	Valeur maximale de la Rot		
	Prot2	Valeur maximale de la Rot		
	Prot3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6		
	Prot4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6		
Nombre de vecteurs orthonormés		2	2	2
Taux de classification		77,3 %		

6.3.2 Classification basée sur la présentation locale des données cinématiques des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$

Les meilleurs taux de classification des représentations locales entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ se trouvent dans le tableau 6.6. Le meilleur taux de classification noté entre les deux groupes $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ est de 83,33 %. Trois groupes dont les tailles des variables locales

sont respectivement de 8, 8 et 10 avec des vecteurs orthonormés respectivement au nombre de 6, 6 et 7 ont donné les meilleurs taux de classification.

Tableau 6.6 Les combinaisons des caractéristiques locales les plus discriminantes des sujets $OA_{KL1,2}/OA_{KL3,4}$

Nombre des variables locales			8	8	10
Les données cinématiques	Flexion-extension				
	Pflex1	Valeur maximale de la flexion-extension	✓	✓	✓
	Pflex2	Valeur minimale de la flexion-extension	✗	✗	✓
	Pflex3	Valeur minimale entre Pfv2 et Pflex1	✓	✓	✗
	Pflex4	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2	✓	✓	✓
	Adduction – abduction (add-abd)				
	Pabd1	Valeur maximale de l'add-abd	✗	✗	✓
	Pabd2	Valeur minimale de l'add-abd	✓	✗	✓
	Pabd3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6	✗	✓	✓
	Pabd4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6	✓	✓	✓
	Pabd5	Valeur minimale entre Pfv1 et Pfv2	✗	✗	✗
	Pabd6	Valeur maximale entre Pfv1 et Pfv2	✗	✗	✗
	Rotation interne-externe (Rot)				
	Prot1	Valeur maximale de la Rot	✗	✗	✓
	Prot2	Valeur maximale de la Rot	✓	✓	✗
	Prot3	Valeur minimale entre Pfv3 et Pfv6	✓	✓	✓
	Prot4	Valeur maximale entre Pfv3 et Pfv6	✓	✓	✓
Nombre de vecteurs orthonormés			6	6	7
Taux de classification			83,3 %		

DISCUSSION ET CONCLUSION

Discussion des résultats

Cette étude a permis une classification des sujets AS et OA ainsi que de leurs degrés en fonction des données cinématiques du genou. Les données cinématiques globales permettent une meilleure classification que celles locales. La classification par les données cinématiques globales tient compte du signal en sa totalité tout en donnant une information sur le cycle de marche la plus discriminante. Les deux sous-cycles (10 % - 39 %) et (10 % - 40 %) du cycle de marche du signal d'adduction-abduction correspondent au milieu et à la fin de la phase d'appui du pied durant le cycle de marche. Les deux sous-cycles permettent de classer les sujets asymptomatiques AS des sujets gonarthrosiques OA avec un taux de classification de 93,2 %, de sensibilité de 78,6 % et de spécificité de 100 %. Quant aux deux sous-cycles (66 % - 99 %) et (66 % - 100 %) du signal d'adduction-abduction, ils correspondent à la phase d'envol du pied du cycle de marche. Les deux sous-cycles permettent une classification suivant la sévérité de la gonarthrose selon deux groupes $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ avec un taux de classification de 93,3 %. Le taux de classification des sujets $OA_{KL1,2}$ est de 93,7 %, tandis que le taux de classification des sujets $OA_{KL3,4}$ est de 92,3 %. Les taux de classification obtenus sont plus élevés que ceux obtenus dans la littérature (Asthephen et al., 2008; Deluzio et Asthephen, 2007; Jones, Holt et Beynon, 2008; Lai et al., 2009; Landry et al., 2007; Sen Köktas et al., 2010).

Ainsi, pour discriminer les sujets AS des sujets OA nous nous sommes basés sur le milieu et la fin de la phase d'appui du signal cinématique d'adduction-abduction. La période durant laquelle le pied est au contact direct avec le sol. Durant cette phase, le genou connaît un mouvement de flexion complet, ce qui lui permet d'allonger la longueur du pas tout en assurant la stabilité du corps et se termine par la poussée de ce dernier vers l'avant. Ce résultat dévoile le facteur poids (chargement) sur l'articulation du genou durant son extension complète comme étant un facteur qui peut être utilisé pour discriminer les sujets AS des sujets OA. En ce qui concerne la classification des degrés de sévérité des sujets OA nous

nous sommes basés sur toute la période d'envol du signal cinématique d'adduction-abduction. Durant cette phase, le genou subit une flexion pour libérer le pied du sol tout en fournissant une progression de la jambe vers l'avant. Au milieu de cette phase le genou connaît une extension passive soutenue par une impulsion générée par la flexion de la hanche. À la fin de cette phase, le genou ralentit son extension pour préparer le contact du pied avec le sol. Ce résultat nous montre que l'absence du facteur poids (charge) sur la sur l'articulation du genou accompagné par un mouvement de flexion-extension peut être un facteur qui nous permettra de classifier les degrés de sévérité de la gonarthrose.

Ces résultats dévoilent l'implication du signal cinématique d'adduction-abduction dans la classification des sujets OA ainsi que leurs grades. Cela indique que le plan frontal de l'articulation du genou renferme l'information discriminatoire pour la classification. L'alignement des membres inférieurs peut être un des facteurs qui a permis d'observer le bon taux de classification du signal cinématique d'adduction-abduction par rapport aux signaux cinématiques de flexion-extension et de rotation interne-externe.

Limites de la technique

Cette étude représente quelques limites telle que la taille de la base de données. En effet la classification de la base de données de sujets OA en quatre groupes de sévérités OA_{KL1} , OA_{KL2} , OA_{KL3} , et OA_{KL4} , au lieu des deux groupes $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ reste une limite à cause du nombre restreint des sujets OA (30 sujets) comparé à la taille du signal cinématique (100 points). Afin de remédier à cette limite, nous suggérons d'augmenter la taille de la base de données.

Les résultats de classification des représentations globales des sujets AS et OA en premier lieu et les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ en deuxième lieu dépendent de la taille du sous-cycle, de l'emplacement du sous-cycle, du nombre de vecteurs orthonormés choisis et de la taille de la base de données, alors que la classification des données cinématique locales dépend du nombre de caractéristiques locales et du nombre de vecteurs orthonormés. Par conséquent,

nous proposons de trouver une méthode automatique et objective de sélection des caractéristiques pour chacune des représentations locales et globales.

Le système de classification développé peut être amélioré en :

- augmentant la taille de la base de données pour pouvoir classer les sujets AS, OA ainsi que leurs degrés de sévérité;
- utilisant une méthode automatique et objective de sélection des meilleurs caractéristiques. Des méthodes telles que les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones qui ont démontré leurs robustesses dans la littérature (Lafuente et al., 1998; Sen Köktas et al., 2010). Elle pourrait ainsi être appliquée.

Conclusion

La problématique de cette recherche a été d'amener une nouvelle technique automatique de classification des sujets asymptomatiques (AS) des sujets gonarthrosiques (OA) en fonction des données biomécaniques du genou. Les sujets OA ont été classés en deux groupes selon l'échelle radiologique de Kellgren et Lawrence (KL); $OA_{KL1,2}$: OA douteux et minime et $OA_{KL3,4}$: OA certain et évolué. La base de données contient, entre autres, les données cinématiques de 44 sujets appartenant à deux groupes : un groupe de 14 sujets AS et un groupe de 30 sujets OA. Les sujets OA sont regroupés en : 16 sujets $OA_{KL1,2}$ et 14 sujets $OA_{KL3,4}$.

Une méthode de classification selon deux niveaux hiérarchiques a été développée pour répondre à notre problématique. Le premier niveau de classification discrimine les sujets AS des sujets OA et le deuxième niveau hiérarchique classe les sujets OA selon leur degré : $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. A cet effet, l'extraction des caractéristiques a été faite selon deux approches différentes : une locale et l'autre globale. D'un côté, l'approche globale détermine les signaux cinématiques en leur totalité par la recherche du sous-cycle du cycle de marche le

plus discriminant. Alors que l'approche locale établit les données cinématiques en 14 points d'intérêts. Le système de classification adopté minimise le résidu de la projection sur une base orthonormée par la décomposition en valeur singulière (SVD).

La méthode de classification que nous avons développée présente un excellent niveau de classification sur les représentations globales du signal cinématique d'adduction-abduction avec des taux de classification de 93,2 % entre les sujets AS et OA, et de 93,3 % entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. Les deux sous-cycles du premier niveau de classification (entre AS et OA) sont de : (10 % - 39 %) et (10 % - 40 %) du cycle de marche et les deux sous-cycles du deuxième niveau de classification (entre $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$) sont de : (66 %- 99 %) et (66 %- 100 %) du cycle de marche. En ce qui concerne la classification des représentations locale, nous avons démontré que le signal cinématique d'adduction-abduction est le signal le plus discriminant. Nous avons trouvé un taux de classification de 77,3 % entre les sujets AS et OA en n'utilisant que cinq sur 14 variables locales, et le taux de 83,3 % entre les sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$ en utilisant que huit sur 14 variables locales.

Le fait de prendre en considération deux niveaux de classification hiérarchiques, nous a permis de trouver les données les plus discriminantes pour chaque niveau de classification. Les données discriminant des sujets AS et OA sont différents de ceux des sujets $OA_{KL1,2}$ et $OA_{KL3,4}$. Ainsi, La classification des sujets AS et OA et leur grade ne peuvent pas être réalisés par un seul niveau de classification.

Cette étude démontre que la biomécanique du genou de façon générale et la cinématique de façon spécifique sont utiles dans un cadre clinique pour diagnostiquer la gonarthrose. L'approche globale permet une meilleure classification que l'approche locale. Le signal cinématique d'adduction-abduction est le plus discriminant quel que soit le type d'approche adopté : locale ou globale.

ANNEXE I

AUTOMATIC CLASSIFICATION OF ASYMPTOMATIC AND OSTEOARTHRITIS SUBJECTS BASED ON KINEMATIC DATA OF THE KNEE

**Youssef Ouakrim^{1,2,3}, Neila Mezghani^{1,2,3}, Jacques A de Guise^{1,2,3}.
MITACS / CORS 2010 Annual Conference (Poster) | Congrès conjointe annuel de
MITACS et SCRO 2010 (Affiche); 25 – 28 Mai 2010 ; Edmonton, AB, Canada.**

INTRODUCTION: The development of an automatic classification system to differentiate asymptomatic subjects (AS) from osteoarthritis subjects (OA) based on their global kinematics data. This approach consists of the global treatment of kinematic signals.

OBJECTIVE: This study aims to investigate a computer aided diagnosis technic for gonarthrosis based on the global kinematics data of the patient during a normal walking cycle.

METHODOLOGY: Fourteen asymptomatic participants and 13 osteoarthritis patients (divided into two groups based on the severity of their gonarthrosic condition, according to the Kellgren & Lawrence (KL) grading scale, 16 in what is considered a mild state and 14 in an established or advanced state) took part in this study. The classification system we have developed is made up of three modules: 1- Kinematic data acquisition module (adduction-abduction, flexion-extension, and interne-external rotation), using an exoskeleton placed on the knee joint; 2- Characteristic extraction module, using a global approach, in which all the kinematic data collected are searched for the subcycle with the most discriminating signal; and 3- Classification module, which sorts the data hierarchically in two stages: the first to distinguish AS from OA, and the second to reveal the levels of OA severity of (OA-KL12 and OA-KL34). This classification system is based on the subspace method, using singular value decomposition (SVD).

RESULTS: The results of the classification show that the adduction-abduction kinematic signal is the most discriminating, with a classification rate of 90.9% between AS and OA, and of 92.59% between OA-KL12 and OA-KL34.

CONCLUSION: The global kinematic adduction-abduction data permit a good hierarchical classification, first of AS as distinct from OA subjects and then of OA subjects into grades OA-KL12 and OA-KL34.

1-Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO), 2-Centre de recherche du CHUM – Pavillon Notre-Dame, 3-Département du génie de la production automatisée, École de technologie supérieure.

BIBLIOGRAPHIE

- Abadie, E., D. Ethgen, B. Avouac, G. Bouvenot, J. Branco, O. Bruyere, G. Calvo, J. P. Devogelaer, R. L. Dreiser, G. Herrero-Beaumont, A. Kahan, G. Kreutz, A. Laslop, E. M. Lemmel, G. Nuki, L. Van De Putte, L. Vanhaelst et J. Y. Reginster. 2004. «Recommendations for the use of new methods to assess the efficacy of disease-modifying drugs in the treatment of osteoarthritis ». *Osteoarthritis Cartilage*, vol. 12, n° 4 (Apr), P. 263-268.
- Adams, J. G., T. McAlindon, M. Dimasi, J. Carey et S. Eustace. 1999. « Contribution of meniscal extrusion and cartilage loss to joint space narrowing in osteoarthritis ». *Clin Radiol*, vol. 54, n° 8 (Aug), P. 502-506.
- Adouni, M., et A. Shirazi-Adl. 2009. « Knee joint biomechanics in closed-kinetic-chain exercises ». *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, vol. 12, n° 6 (Dec), P. 661-670.
- Aissaoui, R., S. Husse, H. Mecheri, G. Parent et J.A. de Guise. 2006. « Automatic filtering techniques for three-dimensionnal kinematics data using 3D motion capture ». In *IEEE Int Symposium Ind Electronics*. Vol. 1, P. 614-619.
- Al-Zahrani, K. S., et A. M. O. Bakheit. 2002. « A study of the gait characteristics of patients with chronic osteoarthritis of the knee ». *Disability and Rehabilitation*, vol. 24, P. 275-280.
- Altman, Meenan RF, Hochberg MC, Bole GG, Brandt K et Cooke TDV. 1983. « An approach to developing criteria for the clinical diagnosis and classification of osteoarthritis: a status report of the American Rheumatism Association Diagnostic Subcommittee on Osteoarthritis ». *J Rheumatol*, vol. 10, n° 2 (Apr), P. 180-183.
- Altman, R., E. Asch, D. Bloch, G. Bole, D. Borenstein, K. Brandt, W. Christy, T. D. Cooke, R. Greenwald, M. Hochberg et et al. 1986. « Development of criteria for the classification and reporting of osteoarthritis. Classification of osteoarthritis of the knee. Diagnostic and Therapeutic Criteria Committee of the American Rheumatism Association ». *Arthritis Rheum*, vol. 29, n° 8 (Aug), P. 1039-1049.
- Anderson, J. J., et D. T. Felson. 1988. « Factors associated with osteoarthritis of the knee in the first national Health and Nutrition Examination Survey (HANES I). Evidence for an association with overweight, race, and physical demands of work ». *Am J Epidemiol*, vol. 128, n° 1 (Jul), P. 179-189.
- Arden, N., et M. C. Nevitt. 2006. « Osteoarthritis: epidemiology ». *Best Pract Res Clin Rheumatol*, vol. 20, n° 1 (Feb), P. 3-25.

- Astephen, J. L., et K. J. Deluzio. 2004. « A multivariate gait data analysis technique: application to knee osteoarthritis ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part H-Journal of Engineering in Medicine*, vol. 218, n° H4 (Jul), P. 271-279.
- Astephen, Janie L., Kevin J. Deluzio, Graham E. Caldwell, Michael J. Dunbar et Cheryl L. Hubley-Kozey. 2008. « Gait and neuromuscular pattern changes are associated with differences in knee osteoarthritis severity levels ». *Journal of Biomechanics*, vol. 41, n° 4, P. 868-876.
- Bagge, E., A. Bjelle, H. A. Valkenburg et A. Svanborg. 1992. « Prevalence of radiographic osteoarthritis in two elderly European populations ». *Rheumatology International*, vol. 12, n° 1, P. 33-38.
- Baliunas, A. J., D. E. Hurwitz, A. B. Ryals, A. Karrar, J. P. Case, J. A. Block et T. P. Andriacchi. 2002. « Increased knee joint loads during walking are present in subjects with knee osteoarthritis ». *Osteoarthritis Cartilage*, vol. 10, n° 7 (Jul), P. 573-579.
- Bardin, Thomas, et François Cornélis. 2000. « Génétique de l'arthrose ». *Revue du Rhumatisme*, vol. 67, n° Supplement 3, P. 138-142.
- Bessette, L., et D. Choquette. 2001. « L'arthrose : Approche diagnostique et thérapeutique ». *Le Rhumatologue*, vol. 02, P. 1-4.
- Blumenkrantz, G., et S. Majumdar. 2007. « Quantitative magnetic resonance imaging of articular cartilage in osteoarthritis ». *Eur Cell Mater*, vol. 13, P. 76-86.
- Boivin, K, N Hagemester, K Turcot, M Pelletier, R Aissaoui, F Prince et JA de Guise. 2008. « The Relationship of Frontal Plane Knee Kinematics with Knee Alignment and Adduction Moment ». *Journal of Biomechanics*, vol. 41, n° S, P. 206.
- Boivin, K. 2010. « Développement d'une approche d'évaluation clinique de la cinématique tridimensionnelle du genou durant la marche pour des patients gonarthrosiques ». Montreal, Université de Montréal.
- Boyer, T., M. Delaire, L. Beranek, P. P. Lasserre, M. Tekaya et M. F. Kahn. 1981. «[Incidence of previous engagement in sports among patients with symptomatic arthrosis. Controlled study]». *Rev Rhum Mal Osteoartic*, vol. 48, n° 12 (Dec), P. 793-797.
- Brazier, J. E., R. Harper, J. Munro, S. J. Walters et M. L. Snaith. 1999. « Generic and condition-specific outcome measures for people with osteoarthritis of the knee ». *Rheumatology (Oxford)*, vol. 38, n° 9 (Sep), P. 870-877.

- Buckland-Wright, C. 2006. « Which radiographic techniques should we use for research and clinical practice? ». *Best Pract Res Clin Rheumatol*, vol. 20, n° 1 (Feb), P. 39-55.
- Buckwalter, J. A., et H.J. Mankin. 1997. « Articular cartilage. Part II: Degeneration and osteoarthritis, repair, regeneration and transplantation ». *The Journal of Bone and Joint Surgery*, vol. 79, P. 612-632.
- Buckwalter, J. A., et J. A. Martin. 2006. « Osteoarthritis ». *Adv Drug Deliv Rev*, vol. 58, n° 2 (May 20), P. 150-167.
- Chassaing, V., et J Lemoine. 2004. «Arthroscopie du genou». <<http://www.genou.com/arthros.htm>>.
- Chitnavis, J., J. S. Sinsheimer, K. Clipsham, J. Loughlin, B. Sykes, P. D. Burge et A. J. Carr. 1997. « Genetic influences in end-stage osteoarthritis. Sibling risks of hip and knee replacement for idiopathic osteoarthritis ». *J Bone Joint Surg Br*, vol. 79, n° 4 (Jul), P. 660-664.
- Cicuttini, F. M., T. Spector et J. Baker. 1997. « Risk factors for osteoarthritis in the tibiofemoral and patellofemoral joints of the knee ». *J Rheumatol*, vol. 24, n° 6 (Jun), P. 1164-1167.
- Conaghan, P. G., D. Felson, G. Gold, S. Lohmander, S. Totterman et R. Altman. 2006. «MRI and non-cartilaginous structures in knee osteoarthritis». *Osteoarthritis Cartilage*, vol. 14 Suppl A, P. 87-94.
- Cooper, C., et D. Coggon. 1999. « Physical activity and knee osteoarthritis ». *Lancet*, vol. 353, n° 9171 (Jun 26), P. 2177-2178.
- David T.Frlson, et Hans-Georg Schaible. 2009. *Pain in osteoarthritis*. Canada.
- Bock, G. H., H. W. van Marwijk, A. A. Kaptein et J. D. Mulder. 1994. « Osteoarthritis pain assessment in family practice ». *Arthritis Care Res*, vol. 7, n° 1 (Mar), P. 40-45.
- Decade, The Bone and Joint. 2005. *European Action Towards Better Musculoskeletal Health - A Public Health Strategy to Reduce the Burden of Musculoskeletal Conditions*. Department of Orthopedics, University Hospital, Lund, Sweden. <<http://www.boneandjointdecade.org/Default.aspx?contId=534>>.
- Dejour, H., Walsh, G., Neyret, P. et Adeleine. 1988. *Résultats des laxités chroniques antérieures opérées: à propos de 251 cas revus avec un recul minimum de 3 ans*, 74. Paris, FRANCE: Masson.
- Deluzio, K. J., et J. L. Astephen. 2007. « Biomechanical features of gait waveform data associated with knee osteoarthritis: An application of principal component analysis ». *Gait & Posture*, vol. 25, n° 1, P. 86-93.

- Diseases, National Institute of Arthritis and Musculoskeletal and Skin. 2002. «Osteoarthritis». National Institutes of Health. <http://www.niams.nih.gov/Health_Info/Osteoarthritis/osteoarthritis_hoh.pdf>.
- Dojcinovic, S., E. Servien, T. Aït Si Selmi, C. Bussière et P. Neyret. 2005. « Instabilités du genou ». *EMC - Rhumatologie-Orthopédie*, vol. 2, n° 4, P. 411-442.
- Duncan, R. C., E. M. Hay, J. Saklatvala et P. R. Croft. 2006. « Prevalence of radiographic osteoarthritis--it all depends on your point of view ». *Rheumatology (Oxford)*, vol. 45, n° 6 (Jun), P. 757-760.
- Eckstein, F., T. Mosher et D. Hunter. 2007. « Imaging of knee osteoarthritis: data beyond the beauty ». *Curr Opin Rheumatol*, vol. 19, n° 5 (Sep), P. 435-443.
- Felson, D. T. 1995. « Weight and osteoarthritis ». *J Rheumatol Suppl*, vol. 43, (Feb), P. 7-9.
- Forest, D. 2006. « Application de techniques de forage de textes de nature predictive et exploratoire a des fins de gestion et d'analyse thematique de documents textuels non structures. ». *Université du Quebec à Montreal*.
- Frank. 1990. « Physiochemical and bioelectrical determinants of cartilage material properties. ».
- Fuentes, Alexandre. 2010. « Apport d'une évaluation biomécanique 3D du genou dans la prise en charge orthopédique de patients ayant une rupture du ligament croisé antérieur ». montreal, Université de Montréal. <<http://hdl.handle.net/1866/4764>>.
- Garratt, A. M., S. Brealey et W. J. Gillespie. 2004. « Patient-assessed health instruments for the knee: a structured review ». *Rheumatology (Oxford)*, vol. 43, n° 11 (Nov), p. 1414-1423.
- Ghroubi, S., H. Elleuch, M. Guermazi, N. Kaffel, H. Feki, M. Abid, S. Baklouti et M. H. Elleuch. 2007. « Obésité abdominale et gonarthrose ». *Annales de Réadaptation et de Médecine Physique*, vol. 50, n° 8, p. 661-666.
- Gök, H. , S.; E. et G Yavuzer. 2002. *Kinetic and kinematic characteristics of gait in patients with medial knee arthrosis*, 73. 6. Basingstoke, ROYAUME-UNI: Taylor Francis, P. 6.
- Golub, et Khan. 1965. « Calculating the singular values and pseudo-inverse of a matrix ». *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics: Series B*, vol. Numerical Analysis 2, P. 205-224.
- Gosselin, B. 1996. « Application de reseaux de neurones artificiels a la reconnaissance automatique de caracteres manuscrits ». *Faculte Polytechnique de Mons*:231.

- Hagemeister, N., G. Parent, M. Van de Putte, N. St-Onge, N. Duval et J. de Guise. 2005. «A reproducible method for studying three-dimensional knee kinematics ». *J Biomech*, vol. 38, n° 9 (Sep), P. 1926-1931.
- Hart, D. J., et T. D. Spector. 1993. « The relationship of obesity, fat distribution and osteoarthritis in women in the general population: the Chingford Study ». *J Rheumatol*, vol. 20, n° 2 (Feb), P. 331-335.
- Hsu, C. W., C. C. Chang et C. J. Lin. 2003. *A practical guide to support vector classification*. Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University. <<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>>.
- Hunter, DJ. 2009. « Focusing osteoarthritis management on modifiable risk factors and future therapeutic prospects ». *Therapeutic Advances in Musculoskeletal Disease*, n° 1, P. 35-47.
- IRSC. 2006. « L'arthrite - La recherche en santé, ça rapporte 2006-2007 ».
- Jamard, B., Verrouil, E. et Mazieres. 2000. *Formes cliniques de la gonarthrose*. Paris, FRANCE: Expansion scientifique, P. 91.
- Jones, L., M. J. Beynon, C. A. Holt et S. Roy. 2006. « An application of the Dempster-Shafer theory of evidence to the classification of knee function and detection of improvement due to total knee replacement surgery ». *J Biomech*, vol. 39, n° 13, p. 2512-2520.
- Jones, L., C. A. Holt et M. J. Beynon. 2008. « Reduction, classification and ranking of motion analysis data: an application to osteoarthritic and normal knee function data ». *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, vol. 11, n° 1 (Feb), p. 31-40.
- Kapandji, Ibrahim Adalbert. 1994. *Physiologie articulaire. Le membre inférieur*, Maloine, Paris. 1975-1994.
- Kaufman, K. R., C. Hughes, B. F. Morrey, M. Morrey et K. N. An. 2001. « Gait characteristics of patients with knee osteoarthritis ». *J Biomech*, vol. 34, n° 7 (Jul), p. 907-915.
- Kellgren, J. H., et J. S. Lawrence. 1957. « Radiological assessment of osteo-arthritis ». *Ann Rheum Dis*, vol. 16, n° 4 (Dec), p. 494-502.
- Kurz, M. J., N. Stergiou, U. H. Buzzi et A. D. Georgoulis. 2005. « The effect of anterior cruciate ligament reconstruction on lower extremity relative phase dynamics during walking and running ». *Knee Surg Sports Traumatol Arthrosc*, vol. 13, n° 2 (Mar), p. 107-115.

- L'arthrite au Canada une bataille à gagner. 2003. *L'arthrite au Canada une bataille à gagner*. Coll. « santé canada ». Ottawa.
- Labbe, David R., Jacques A. de Guise, Neila Mezghani, Véronique Godbout, Guy Grimard, David Baillargeon, Patrick Lavigne, Julio Fernandes, Pierre Ranger et Nicola Hagemester. 2010. « Feature selection using a principal component analysis of the kinematics of the pivot shift phenomenon ». *Journal of Biomechanics*, vol. 43, n° 16, p. 3080-3084.
- Labbe, David R., Nicola Hagemester, Mathieu Tremblay et Jacques de Guise. 2008. « Reliability of a method for analyzing three-dimensional knee kinematics during gait ». *Gait & Posture*, vol. 28, n° 1, p. 170-174.
- Lafuente, R., J. M. Belda, J. Sánchez-Lacuesta, C. Soler et J. Prat. 1998. « Design and test of neural networks and statistical classifiers in computer-aided movement analysis: a case study on gait analysis ». *Clinical Biomechanics*, vol. 13, n° 3, p. 216-229.
- Lai, D. T., P. Levinger, R. K. Begg, W. L. Gilleard et M. Palaniswami. 2009. « Automatic recognition of gait patterns exhibiting patellofemoral pain syndrome using a support vector machine approach ». *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, vol. 13, n° 5 (Sep), p. 810-817.
- Lam, M. H., D. T. Fong, PSh Yung, E. P. Ho, W. Y. Chan et K. M. Chan. 2009. « Knee stability assessment on anterior cruciate ligament injury: Clinical and biomechanical approaches ». *Sports Med Arthrosc Rehabil Ther Technol*, vol. 1, n° 1, p. 20.
- Landry, Scott C., Kelly A. McKean, Cheryl L. Hubley-Kozey, William D. Stanish et Kevin J. Deluzio. 2007. « Knee biomechanics of moderate OA patients measured during gait at a self-selected and fast walking speed ». *Journal of Biomechanics*, vol. 40, n° 8, p. 1754-1761.
- Laurent, NODÉ-LANGLOIS. 2003. « Analyses tridimensionnelles des déviations angulaires des axes du membre inférieur, en pré et postopératoire ».
- Lawrence, R. C., D. T. Felson, C. G. Helmick, L. M. Arnold, H. Choi, R. A. Deyo, S. Gabriel, R. Hirsch, M. C. Hochberg, G. G. Hunder, J. M. Jordan, J. N. Katz, H. M. Kremers et F. Wolfe. 2008. « Estimates of the prevalence of arthritis and other rheumatic conditions in the United States. Part II ». *Arthritis Rheum*, vol. 58, n° 1 (Jan), P. 26-35.
- Lequesne, et Menkes. 1995. *Atlas de l'arthrose*. Levallois-perret, P. 143.
- Lequesne, M. 2004. « Sport et arthrose des membres ». *Science & Sports*, vol. 19, n° 6, P. 281-285.

- Lequesne, M., N. Dang et J. G. Peyron. 1989. « [Joint overuse in sports and arthrosis] ». *Rev Rhum Mal Osteoartic*, vol. 56, n° 2 (Feb), P. 163-167.
- Levinger, P.; Lai, D.T.H.; Begg, R.; Menz, H.; Feller, J.; Webster, K.; . 2008. «Fourier analysis of tibia acceleration in subjects with knee osteoarthritis: Preliminary results». In *International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing* (15-18 Dec. 2008). <http://users.tpg.com.au/dlaith/documents/ISSNIP08_IS081233.pdf>.
- Lingras, Pawan, et Cory Butz. 2007. « Rough set based 1-v-1 and 1-v-r approaches to support vector machine multi-classification ». *Information Sciences*, vol. 177, n° 18, P. 3782-3798.
- M. Hasan, et F. Boris. 2006. « Machines a vecteurs de support ou separateurs a vastes marges». *P Web, ISTEY3, France, 2006*.
- Manal, K., I. McClay, S. Stanhope, J. Richards et B. Galinat. 2000. « Comparison of surface mounted markers and attachment methods in estimating tibial rotations during walking: an in vivo study ». *Gait Posture*, vol. 11, n° 1 (Feb), P. 38-45.
- Mandelbaum, B. R., J. E. Browne, F. Fu, L. Micheli, J. B. Mosely, Jr., C. Erggelet, T. Minas et L. Peterson. 1998. « Articular cartilage lesions of the knee ». *Am J Sports Med*, vol. 26, n° 6 (Nov-Dec), P. 853-861.
- Mannoni, A., M. P. Briganti, M. Di Bari, L. Ferrucci, S. Costanzo, U. Serni, G. Masotti et N. Marchionni. 2003. « Epidemiological profile of symptomatic osteoarthritis in older adults: a population based study in Dicomano, Italy ». *Ann Rheum Dis*, vol. 62, n° 6 (Jun), P. 576-578.
- McAlindon, T. E., S. Snow, C. Cooper et P. A. Dieppe. 1992. « Radiographic patterns of osteoarthritis of the knee joint in the community: the importance of the patellofemoral joint ». *Ann Rheum Dis*, vol. 51, n° 7 (Jul), P. 844-849.
- Mendenhall, W., R.J. Beaver et B.M. Beaver. 2006. *Introduction to probability and statistics*. Thomson/Brooks/Cole. <<http://books.google.ca/books?id=iT5l9d3LI-4C>>.
- Messier, S. P., R. F. Loeser, J. L. Hoover, E. L. Semble et C. M. Wise. 1992. « Osteoarthritis of the knee: effects on gait, strength, and flexibility ». *Arch Phys Med Rehabil*, vol. 73, n° 1 (Jan), P. 29-36.
- Mezghani, N., S. Husse, K. Boivin, K. Turcot, R. Aissaoui, N. Hagemeister et J. A. de Guise. 2008. « Automatic classification of asymptomatic and osteoarthritis knee gait patterns using kinematic data features and the nearest neighbor classifier ». *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 55, n° 3 (Mar), P. 1230-1232.

- Michel Bonnin, et pierre Chambat. 2008. *Osteoarthritis of the knee, surgical treatment*. France.
- Mohamadally, H., et B. Fomani. 2006. *SVM : Machines a vecteurs de support ou separateurs a vastes marges*. <<http://www.ebooks-gratuit.org/livres/pdf/support-vecteur>>.
- Murphy, K.A., S.T. Spence, C.N. McIntosh et S.K. Connor Gorber. 2006. « Descriptions des états de santé au Canada : maladies musculo-squelettiques ». Ottawa : Statistique Canada.
- Nagao, N., T. Tachibana et K. Mizuno. 1998. « The rotational angle in osteoarthritic knees ». *Int Orthop*, vol. 22, n° 5, P. 282-287.
- Nendaz, et Perrier. 2004. « Sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive et valeur prédictive négative d'un test diagnostique. ». *Revue des Maladies Respiratoires*, vol. 21, n° 2, P. 390-393.
- Neyret, P., S. T. Donell et H. Dejour. 1994. « Osteoarthritis of the knee following meniscectomy ». *Br J Rheumatol*, vol. 33, n° 3 (Mar), P. 267-268.
- Peat, G., P. Croft et E. Hay. 2001. « Clinical assessment of the osteoarthritis patient ». *Best Pract Res Clin Rheumatol*, vol. 15, n° 4 (Oct), P. 527-544.
- Perry, Jacquelin. 2010. *gait analysis : normal and pathological function*. Thorofare, NJ : SLACK, c2010.
- Pollo, Jackson et Komdeur. (15-16). 2003. *Measuring dynamic knee motion with an instrumented spatial linkage device*. *Gait and Clinical Movement Analysis Society, Eighth Annual Meeting*. Wilimington; Delaware: Eighth Annual Meeting.
- Quang, C. T. 2005. « Classification automatique des textes vietnamiens Hanoi ». *Institut de la Francophonie pour l'informatique*.
- Ramsey, D. K., et P. F. Wretenberg. 1999. « Biomechanics of the knee: methodological considerations in the in vivo kinematic analysis of the tibiofemoral and patellofemoral joint ». *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, vol. 14, n° 9 (Nov), P. 595-611.
- Rannou, F., S. Poiraudau et M. Revel. 2001. « Le cartilage : de la mécanobiologie au traitement physique Cartilage: from mechanobiology to physical therapy ». *Annales de Réadaptation et de Médecine Physique*, vol. 44, n° 5, P. 259-267.
- Ravaud, P., X. Ayral et M. Dougados. 1999. « Radiologic progression of hip and knee osteoarthritis ». *Osteoarthritis Cartilage*, vol. 7, n° 2 (Mar), P. 222-229.

- Rolland, Y., I. de Glisezinski, F. Crampes, F. Pillard et D. Rivière. 2000. « Sport et arthrose fémorotibiale ». *Science & Sports*, vol. 15, n° 3, P. 125-132.
- Rostom, S., R. Bahiri, R. Abouqal et N. Hajjaj-Hassouni. 2007. « L'indice de masse corporelle est associé au début de la gonarthrose ». *Revue du Rhumatisme*, vol. 74, n° 10-11, p. 1089-1089.
- Rudolph, Katherine S, Laura C Schmitt et Michael D Lewek. 2007. « Age-Related Changes in Strength, Joint Laxity, and Walking Patterns: Are They Related to Knee Osteoarthritis? ». *Physical Therapy*, vol. 87, n° 11 (November 1, 2007), P. 1422-1432.
- Sen Köktas, Nigar, Nese Yalabik, Günes Yavuzer et Robert P. W. Duin. 2010. « A multi-classifier for grading knee osteoarthritis using gait analysis ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, n° 9, P. 898-904.
- Sims, W. F., et K. E. Jacobson. 2004. « The posteromedial corner of the knee: medial-sided injury patterns revisited ». *Am J Sports Med*, vol. 32, n° 2 (Mar), P. 337-345.
- Skinner, H.B. 2006. *Current diagnosis & treatment in orthopedics*. Lange Medical Books/McGraw-Hill Medical Publishing Div. <<http://books.google.com/books?id=mWJtToWhr3IC>>.
- Slemenda, C., K. D. Brandt, D. K. Heilman, S. Mazzuca, E. M. Braunstein, B. P. Katz et F. D. Wolinsky. 1997. « Quadriceps weakness and osteoarthritis of the knee ». *Ann Intern Med*, vol. 127, n° 2 (Jul 15), P. 97-104.
- Sokoloff, J. B. 1969. « Theory of Inelastic Neutron Scattering in the Itinerant Model Antiferromagnetic Metals. I ». *Physical Review*, vol. 185, n° 2, p. 770.
- Spilker, Robert L., Peter S. Donzelli et Van C. Mow. 1992. « A transversely isotropic biphasic finite element model of the meniscus ». *Journal of Biomechanics*, vol. 25, n° 9, P. 1027-1045.
- Srikanth, V. K., J. L. Fryer, G. Zhai, T. M. Winzenberg, D. Hosmer et G. Jones. 2005. « A meta-analysis of sex differences prevalence, incidence and severity of osteoarthritis ». *Osteoarthritis Cartilage*, vol. 13, n° 9 (Sep), P. 769-781.
- Tsai, P. F., et S. Tak. 2003. « Disease-specific pain measures for osteoarthritis of the knee or hip ». *Geriatr Nurs*, vol. 24, n° 2 (Mar-Apr), P. 106-109.
- Turcot, K, R Aissaoui, K Boivin, M Pelletier, N Hagemester et J. A de Guise. 2008. « New accelerometric method to discriminate between asymptomatic subjects and patients with medial knee osteoarthritis during 3-d gait ». *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 55, n° 4 (Apr), P. 1415-1422.

- Turcot, K. 2007. « Developpement d'une methode accelerometrique tridimensionnelle pour l'evaluation d'une population atteinte d'arthrose du genou: Application a un contexte de marche ». NR47578, Canada, Universite de Montreal (Canada), P. 221. <<http://proquest.umi.com/pqdweb?did=1718026041&Fmt=7&clientId=46962&RQT=309&VName=PQD>>.
- Vapnik, V. 1995. « The nature of statistical learning theory ». *Springer Verlag, New York, 1995*.
- Webster, K. E., J. E. Wittwer, J. O'Brien et J. A. Feller. 2005. « Gait patterns after anterior cruciate ligament reconstruction are related to graft type ». *Am J Sports Med*, vol. 33, n° 2 (Feb), P. 247-254.
- Whittle, Michael. 2003. *Gait analysis : an introduction*, 3rd. Edinburgh ; New York: Butterworth-Heinemann, x, P. 220
- WHO Scientific Group. 2003. « The burden of musculoskeletal conditions at the start of the new millennium ». *World Health Organ Tech Rep Ser*, vol. 919, p. i-x, 1-218, back cover.
- Y. Meyer. 1990. *Ondelettes et Opérateurs.*, I-III. Paris.